

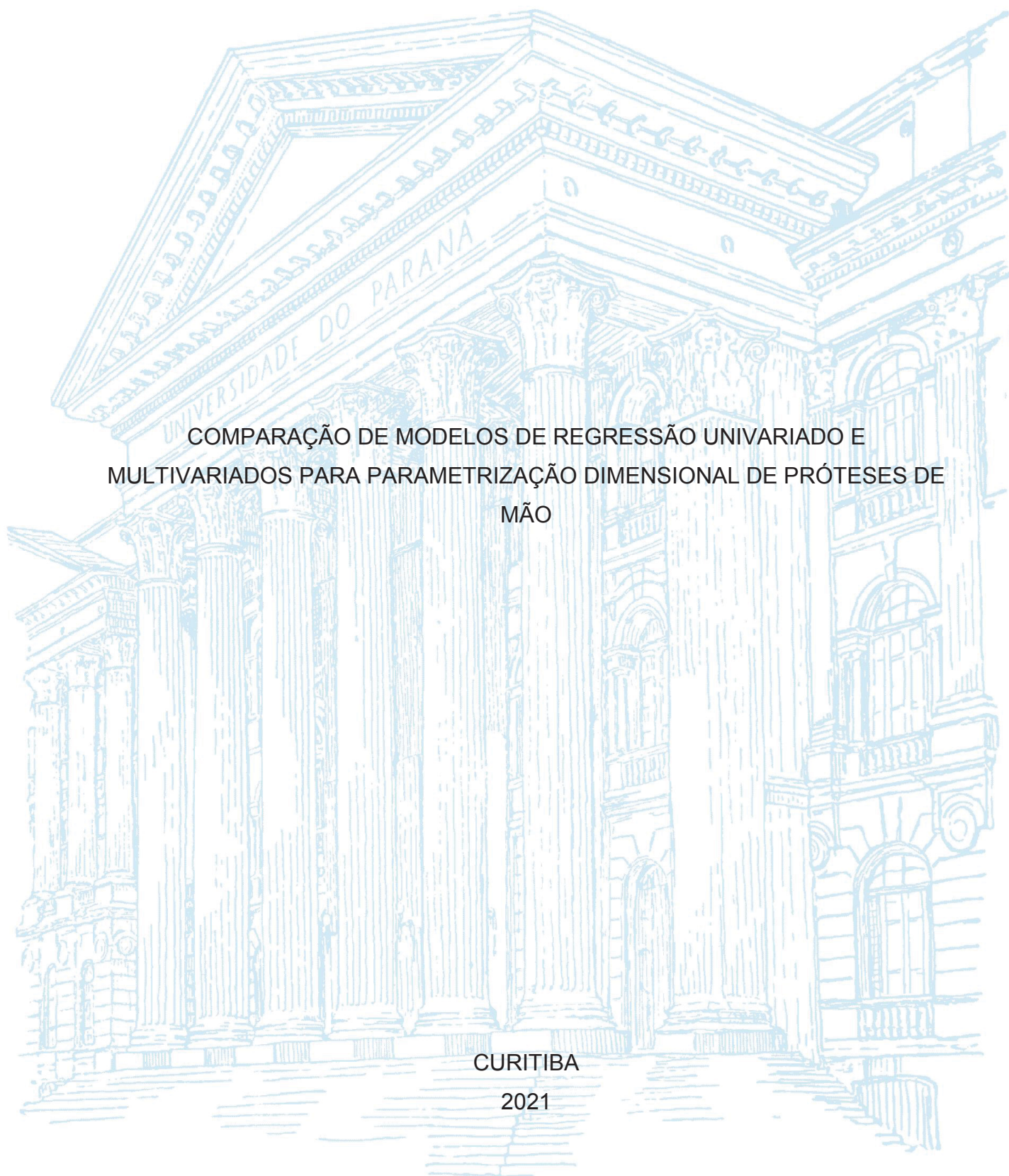
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

THIAGO SHOJI OBI TAMACHIRO

COMPARAÇÃO DE MODELOS DE REGRESSÃO UNIVARIADO E
MULTIVARIADOS PARA PARAMETRIZAÇÃO DIMENSIONAL DE PRÓTESES DE
MÃO

CURITIBA

2021



THIAGO SHOJI OBI TAMACHIRO

COMPARAÇÃO DE MODELOS DE REGRESSÃO UNIVARIADO E
MULTIVARIADOS PARA PARAMETRIZAÇÃO DIMENSIONAL DE PRÓTESES DE
MÃO

Dissertação apresentado como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Produção, no Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Setor de Tecnologia, da Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Marcos Augusto Mendes Marques

CURITIBA

2021

CATALOGAÇÃO NA FONTE – SIBI/UFPR

T153c Tamachiro, Thiago Shoji Obi

Comparação de modelos de regressão univariado e multivariados para parametrização dimensional de próteses de mão [recurso eletrônico]/ Thiago Shoji Obi Tamachiro - Curitiba, 2021.

Dissertação apresentada no Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Setor de Tecnologia, da Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Marcos Augusto Mendes Marques

1. Prótese. 2. Antropometria. 3. Engenharia de Produção. I. Marques, Marcos Augusto Mendes. II. Título. III. Universidade Federal do Paraná.

CDD 620

Bibliotecária: Vilma Machado CRB9/1563



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
SETOR DE TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE
PRODUÇÃO - 40001016070P1

TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em ENGENHARIA DE PRODUÇÃO da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da Dissertação de Mestrado de THIAGO SHOJI OBI TAMACHIRO intitulada: COMPARAÇÃO DE MODELOS DE REGRESSÃO UNIVARIADO E MULTIVARIADOS PARA PARAMETRIZAÇÃO DIMENSIONAL DE PRÓTESES DE MÃO, sob orientação do Prof. Dr. MARCOS AUGUSTO MENDES MARQUES, que após terem inquirido o aluno e realizada a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa.

A outorga do título de mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

CURITIBA, 27 de Maio de 2021.

Assinatura Eletrônica
02/06/2021 15:44:10.0
MARCOS AUGUSTO MENDES MARQUES
Presidente da Banca Examinadora

Assinatura Eletrônica
27/05/2021 16:17:20.0
MARIA LUCIA LEITE RIBEIRO OKIMOTO
Avaliador Externo (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Assinatura Eletrônica
27/05/2021 16:17:40.0
FABIANO OSCAR DROZDA
Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

Assinatura Eletrônica
27/05/2021 18:23:03.0
SILVANA PEREIRA DETRO
Avaliador Externo (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

AGRADECIMENTOS

Agradeço a todos aqueles que contribuíram de alguma forma ao longo da realização deste trabalho, em especial:

À minha mãe, Hasae Obi, por ser meu maior ponto de apoio.

Ao meu pai, Milton Massao Tamachiro, pela formação proporcionada.

Ao professor orientador, Marcos Augusto Mendes Marques, pela paciência, confiança, amizade e por tudo que com ele, pude aprender.

Ao grupo de voluntários que fizeram parte da amostra do estudo, que foram parte essencial para o cumprimento do propósito desta pesquisa.

Aos professores da banca examinadora, Maria Lucia Leite Ribeiro Okimoto, Fabiano Oscar Drozda, Silvana Pereira Detro e Arinei Carlos Lindbeck da Silva, pelas sugestões e críticas, visando à melhoria do projeto.

Aos amigos do mestrado, Jéssika Alvares Coppi Arruda Gayer, Fernanda Robes de Oliveira, Jaime Carlos Macuacua, Samuel João e Patrick Fonseca Alexandre, pelo apoio e companhia ao longo desta jornada.

Aos professores, Alexandre Maneira dos Santos, Gilson Paula Lopes de Souza, Nacib Mattar Junior e Cristiane Cecchin Monte Raso, pela amizade e por contribuírem com minha formação pessoal e profissional.

Aos professores da UFPR, Izabel Cristina Zattar e Rodrigo de Campos Macedo, pelos ensinamentos que levarei para toda a vida.

A CAPES, pelo apoio financeiro concedido.

“Grandes coisas não se fazem por
impulso, mas pela junção de uma série de
pequenas coisas.”
(*Vicent Van Gogh*)

RESUMO

As próteses de mão proporcionam melhoria na qualidade de vida e inclusão social para os indivíduos que nasceram com deformações ou perderam a mão. No entanto, uma prótese de mão pode se tornar inacessível devido ao seu alto custo e o seu dimensionamento pode ser um problema, o que se agrava caso o usuário da prótese seja uma criança ou adolescente, pois estes estão em fase de crescimento. Neste âmbito, esta pesquisa tem por objetivo de comparar modelos estatísticos preditivos tais como, regressão linear simples, múltipla, sem intercepto, de componentes principais e de mínimos quadrados parciais, para dimensionar uma prótese de mão. Como variáveis respostas foram utilizadas as dimensões da mão e como variáveis preditoras foram empregadas o sexo do indivíduo, a estatura, o comprimento e a largura do pé. Foram coletadas as variáveis antropométricas da mão e as características humanas de 60 indivíduos por meio de amostragem por conveniência, e estes dados serviram de base para a realização das inferências estatísticas. Para a tomada de decisão do melhor modelo de regressão para cada variável da mão, foi realizada a comparação dos coeficientes de determinação predito ($R^2_{pd.}$) e do erro médio absoluto da previsão. Como considerações finais, todas as variáveis da mão obtiveram um modelo de regressão selecionado, com erros médios absolutos de previsão variando entre 0,43 a 6,21 mm. Além disso, o modelo de regressão selecionado com maior frequência em relação ao $R^2_{pd.}$ e ao erro médio absoluto de previsão foi a regressão linear simples.

Palavras-chave: Prótese de mão. Antropometria da mão. Regressão múltipla. Componentes Principais. Mínimos Quadrados Parciais.

ABSTRACT

Hand prostheses provide improved quality of life and social inclusion for individuals who were born with deformities or lost their hands. However, a hand prosthesis can become inaccessible due to its high cost and its dimensioning can be a problem, which is aggravated if the prosthesis user is a child or adolescent, as they are growing. In this context, this research aims to compare predictive statistical models such as simple, multiple linear regression, without intercept, principal components and partial least squares, to design a hand prosthesis. As response variables, hand dimensions were used and as predictor variables, the individual's gender, height, foot length and width were used. The anthropometric variables of the hand and the human characteristics of 60 individuals were collected through convenience sampling, and these data served as the basis for making statistical inferences. For the decision making of the best regression model for each hand variable, the predicted determination coefficients (R^2_{pd}) and the mean absolute prediction error were compared. As final considerations, all variables in the hand obtained a selected regression model, with mean absolute prediction errors ranging from 0.43 to 6.21 mm. In addition, the regression model selected more frequently in relation to R^2_{pd} and the mean absolute prediction error was simple linear regression.

Key-words: Hand prosthesis. Hand Anthropometry. Multiple Regression. Principal Components. Partial Least Squares.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1: Fases para Revisão Sistemática da Literatura	17
FIGURA 2: Carpo e mão direitos em relação à ulna e ao rádio. (a) Vista anterior. (b) Vista posterior	21
FIGURA 3: Medições do membros superiores. (a) comprimento do braço; (b) comprimento do antebraço; (c) largura do punho; (d) comprimento da mão; (e) largura da mão; e (f) dobra distal do punho.....	23
FIGURA 4: Técnica de aferição da estatura segundo Plano de Frankfurt.....	30
FIGURA 5: Plataforma de coleta de dados	32
FIGURA 6: Demonstração do uso do programa <i>ImageJ</i>	33
FIGURA 7: ZScanner 700 CX	33
FIGURA 8: Ilustração da prótese Le Petit Lorrain de Ambroise Paré. (a) Detalhes do mecanismo de movimento. (b) Dorso da prótese.....	35
FIGURA 9: Níveis de amputação do braço	37
FIGURA 10: Classificação de próteses de membros superiores com relação à sua fonte de energia	38
FIGURA 11: Prótese passiva estética	38
FIGURA 12: Prótese passiva para trabalho	39
FIGURA 13: Prótese ativa acionada por força própria	40
FIGURA 14: Prótese híbrida para desarticulação do cotovelo	41
FIGURA 15: Diagrama de dispersão para diferentes valores de r	45
FIGURA 16: Classificação metodológica da pesquisa	59
FIGURA 17: Etapas da pesquisa	61
FIGURA 18: Partes da mão selecionadas para medição	63
FIGURA 19: Comprimento do pé (FL) e largura do pé (FB).....	63
FIGURA 20: Medição da estatura	64
FIGURA 21: Medição das variáveis do pé direito. (a) largura do pé; (b) comprimento do pé	65
FIGURA 22: Medição das variáveis da mão direita.....	66
FIGURA 23: Fluxograma das técnicas estatísticas utilizadas	67

LISTA DE QUADROS

QUADRO 1: Parâmetros de busca.....	18
QUADRO 2: Avaliação de inclusão ou exclusão de artigo	20
QUADRO 3: Síntese dos trabalhos que relacionam dimensões da mão com outras partes do corpo ou com características humanas	26
QUADRO 4: Quadro da ANOVA	43
QUADRO 5: Decisão do teste Durbin-Watson	52
QUADRO 6: Valor de λ com seu respectivo modelo de regressão	54
QUADRO 7: Variáveis antropométricas da mão	62
QUADRO 8: Modelo de regressão selecionado para cada variável da mão com base no coeficiente de determinação predito.....	88

LISTA DE TABELAS

TABELA 1: Quantidade de artigos por palavra-chave.....	18
TABELA 2: Matriz de artigos duplicados por combinação de palavra-chave	19
TABELA 3: Dados do comprimento da mão e largura da mão, caso seja conhecido à estatura	29
TABELA 4: Valores de z para percentis selecionados	58
TABELA 5: Comprimento do pé de acordo com a numeração da forma.....	65
TABELA 6: Estatística descritiva para os dados gerais.....	69
TABELA 7: Estatística descritiva para os sexos masculino e feminino	71
TABELA 8: Matriz de correlação	72
TABELA 9: Equações de regressão linear simples e múltipla.....	74
TABELA 10: Equações de regressão linear sem intercepto.....	77
TABELA 11: Matriz de correlação das variáveis independentes	79
TABELA 12: Autovalores e autovetores da matriz de correlação para variáveis independentes.....	80
TABELA 13: Scores das componentes principais	81
TABELA 14: Equações de regressão de componentes principais	82
TABELA 15: Equações de regressão de mínimos quadrados parciais	84
TABELA 16: Modelo de regressão selecionado para cada variável da mão com base no erro médio absoluto da previsão	89

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

1D – Dedo polegar

1D1 – Comprimento da falange distal do dedo polegar

1D3 – Comprimento da falange proximal do dedo polegar

2D – Dedo indicador

2D1 – Comprimento da falange distal do dedo indicador

2D2 – Comprimento da falange média do dedo indicador

2D3 – Comprimento da falange proximal do dedo indicador

3D – Dedo médio

3D1 – Comprimento da falange distal do dedo médio

3D2 – Comprimento da falange média do dedo médio

3D3 – Comprimento da falange proximal do dedo médio

4D – Dedo anelar

4D1 – Comprimento da falange distal do dedo anelar

4D2 – Comprimento da falange média do dedo anelar

4D3 – Comprimento da falange proximal do dedo anelar

5D – Dedo mínimo

5D1 – Comprimento da falange distal do dedo mínimo

5D2 – Comprimento da falange média do dedo mínimo

5D3 – Comprimento da falange proximal do dedo mínimo

ANOVA – Análise da Variância

ATACP – Programa de Certificação em Aplicações da Tecnologia Assistiva

CA – Comprimento do Antebraço

CAA – Comunicação Aumentativa e Alternativa

CB – Comprimento do Braço

CEP – Comitê de Ética em Pesquisa

CM – Comprimento da Mão

CP – Comprimento da Palma

DP – Desvio-padrão

EM – Espessura da mão

EMM – Espessura máxima da mão

FB – Largura do pé

FL – Comprimento do pé

H – Estatura

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

ID – Idade

LD1 – Largura distal do dedo polegar

LD2 – Largura distal do dedo indicador

LD3 – Largura distal do dedo médio

LD4 – Largura distal do dedo anelar

LD5 – Largura distal do dedo mínimo

LM – Largura da Mão

LMM – Largura máxima da mão

LP2 – Largura proximal do dedo indicador

LP3 – Largura proximal do dedo médio

LP4 – Largura proximal do dedo anelar

LP5 – Largura proximal do dedo mínimo

LS – Largura do Punho

MC – Circunferência da mão

MMC- Circunferência máxima da mão

MMQ – Método dos Mínimos Quadrados

PC – Circunferência do punho

PCR – *Principal Component Regression*

PLS – Partial Least Squares

RM – Regressão Múltipla

RS – Regressão Simples

RSL – Revisão Sistemática da Literatura

RTO – *Regression Through the Origin*

SQE – Soma de quadrados entre amostras

SQR – Soma de quadrados residuais

SQT – Soma de quadrados totais

SX – Sexo

TA – Tecnologia Assistiva

VIF – Fator de Inflação de Variância

LISTA DE SÍMBOLOS

r – Coeficiente de correlação simples

R – Coeficiente de correlação múltipla

$R^2_{aj.}$ – Coeficiente ajustado de determinação

r^2 – Coeficiente de determinação

R^2 – Coeficiente de determinação múltiplo

$R^2_{pd.}$ – Coeficiente de determinação predito

s_e – Erro-padrão de estimativa

s^2_E – Variância entre amostras

s^2_R – Variância residual

s^2_T – Variância total

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	JUSTIFICATIVA.....	15
1.2	OBJETIVOS	15
1.2.1	Objetivo Geral.....	16
1.2.2	Objetivos Específicos	16
1.3	LIMITAÇÕES DO TRABALHO	16
2	REFERENCIAL TEÓRICO	17
2.1	REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA.....	17
2.2	ANATOMIA DA MÃO HUMANA	20
2.3	ESTUDOS QUE RELACIONAM DIMENSÕES DA MÃO COM PARTES DO CORPO OU COM CARACTERÍSTICAS HUMANAS	22
2.4	MÉTODOS DE COLETA DE DADOS ANTROPOMÉTRICOS	29
2.4.1	Métodos diretos	29
2.4.2	Métodos indiretos	31
2.5	PRÓTESES DE MEMBROS SUPERIORES	34
2.5.1	Tipos de próteses de membros superiores.....	36
2.6	ANÁLISE DA VARIÂNCIA (ANOVA)	42
2.7	CORRELAÇÃO.....	44
2.7.1	Teste para o coeficiente de correlação	45
2.8	REGRESSÃO	45
2.8.1	Regressão linear simples (RS)	46
2.8.2	Regressão linear múltipla (RM)	47
2.8.3	Coeficientes de determinação	48
2.8.4	Regressão linear sem intercepto (RTO)	49
2.8.5	Suposições em análise de regressão	50
2.8.6	Regressão Box-Cox.....	53
2.9	COMPONENTES PRINCIPAIS	54
2.9.1	Regressão de Componentes Principais (PCR).....	55
2.10	REGRESSÃO DE MÍNIMOS QUADRADOS PARCIAIS (PLS)	55
2.11	AMOSTRAGEM.....	56
2.11.1	Amostragem probabilística	56
2.11.2	Amostragem não-probabilística	57

2.12	VALORES DE PERCENTIS DAS VARIÁVEIS ANTROPOMÉTRICAS	57
3	METODOLOGIA DA PESQUISA	59
3.1	CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA.....	59
3.2	ETAPAS DA PESQUISA	60
3.2.1	População e amostra.....	61
3.2.2	Materiais utilizados	63
3.2.3	Técnicas estatísticas utilizadas	66
3.3	ANÁLISE CRÍTICA DE RISCOS DA PESQUISA	68
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	69
4.1	ESTATÍSTICA DESCRITIVA E VERIFICAÇÃO DA NORMALIDADE DOS DADOS	69
4.2	ANÁLISE DA CORRELAÇÃO	72
4.3	ANÁLISE DA REGRESSÃO SIMPLES E MÚLTIPLA.....	74
4.3.1	Análise de regressão linear sem intercepto.....	76
4.4	ANÁLISE DE REGRESSÃO DE COMPONENTES PRINCIPAIS.....	79
4.5	ANÁLISE DE REGRESSÃO DE MÍNIMOS QUADRADOS PARCIAIS.....	83
4.6	COMPARATIVO DOS MODELOS DE REGRESSÃO	87
4.6.1	Comparação com base no coeficiente de determinação predito	87
4.6.2	Comparação com base no erro médio absoluto da previsão.....	88
5	CONCLUSÃO.....	91
5.1	SUGESTÃO DE TRABALHOS FUTUROS	92
	REFERÊNCIAS.....	94
	ANEXO 1 – TABELA DURBIN-WATSON	102
	ANEXO 2 – PARECER DO COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA	103

1 INTRODUÇÃO

A evolução tecnológica nos mostra que desde a pré-história, os seres humanos buscam adaptar o ambiente natural, construindo equipamentos artificiais para atender às suas conveniências, desde objetos simples como talheres e canetas, até produtos modernos tais como veículos e computadores (BERSCH, 2017).

Diferente desta tecnologia que torna as tarefas mais fáceis para os seres humanos, existe também a tecnologia que torna algumas tarefas possíveis para uma parcela minoritária da sociedade, as pessoas com deficiência (RADABAUGH, 1993). Esta tecnologia é denominada de Tecnologia Assistiva (TA), e que pode ser definida como uma ampla gama de recursos e serviços para minorar os problemas funcionais encontrados pelos indivíduos com deficiências. (COOK & HUSSEY, 1995).

Os recursos e serviços da Tecnologia Assistiva são classificadas em 12 categorias e foram desenhadas com base em banco de dados de TA e pelo Programa de Certificação em Aplicações da Tecnologia Assistiva (ATACP) da *California State University Northridge*. No Brasil, esta classificação é adotada pela Portaria Interministerial nº 362, de 24 de outubro de 2012 que dispõe sobre o limite de renda mensal dos tomadores de recursos nas operações de crédito para aquisição de bens e serviços de Tecnologia Assistiva destinados às pessoas com deficiência e sobre o rol dos bens e serviços.

Segundo Bersch (2017) as categorias de TA são divididas em: auxílios para a vida diária e vida prática; Comunicação Aumentativa e Alternativa (CAA); recursos de acessibilidade ao computador; sistemas de controle de ambiente; projetos arquitetônicos para acessibilidade; órteses e próteses; adequação postural; auxílios de mobilidade; auxílios para ampliação da função visual e recursos que traduzem conteúdos visuais em áudio ou informação tátil; auxílios para melhorar a função auditiva e recursos utilizados para traduzir os conteúdos de áudio em imagens, texto e língua de sinais; mobilidade em veículos e; esporte e lazer.

Dentre dessas categorias da TA, as próteses em geral, têm a finalidade de substituir partes do corpo de uma determinada pessoa ou de animais, devido a sequelas de amputação ou por uma doença congênita (EPSZTEJN et al., 2008). Além da função de reabilitação, indivíduos consideram que a principal função das próteses é a relação interpessoal, ou seja, a necessidade das próteses serem

esteticamente iguais aos membros reais, para que o usuário se sinta aceito pela sociedade (WILSON, 1992).

As próteses para membros superiores, responsáveis pela reabilitação da mão, exige uma estrutura extremamente complexa para executar com precisão e destreza os inúmeros movimentos que uma mão é capaz de executar (BILLOCK, 1986). Além disso, toda a tecnologia empregada para a reabilitação da mão do paciente pode apresentar um preço elevado, sendo que no exterior, a faixa de preços das próteses varia entre \$4.000 e \$75.000 (RESNIK, et al., 2012). No entanto, este problema vem sendo minimizado pelos crescentes estudos de aplicação da manufatura aditiva para produzir próteses de baixo custo (BURN et al., 2016) e ainda por cima, com resistência mecânica elevada, baixo peso, de fácil manutenção e possibilidade de customização (ROEDER et al., 2017).

Outro problema apresentado é a falta de opções de tamanho de próteses de membros superiores, principalmente para crianças, o qual ainda se agrava devido à necessidade constante de realizar ajustes ou substituições da prótese ao longo do desenvolvimento da criança (ZUNIGA et al., 2015). Com intuito de explorar este problema, Maia (2016) realizou um estudo de parametrização dimensional de próteses, utilizando um modelo de regressão linear simples para estimar o comprimento da mão a partir da estatura. O modelo proposto apresentou alta correlação entre as variáveis, porém os dados utilizados não são suficientes para parametrizar a mão por completo, dado que apenas o comprimento da mão foi estimado. Além disso, Maia (2016) utilizou dados encontrados na literatura referente a estatura e comprimento da mão de adultos, de diferentes países, para estimar o modelo. Esses fatores podem ser considerados como lacunas (*gaps*) a serem exploradas para então gerar um modelo mais exato em relação ao dimensionamento de prótese de mão para a população brasileira.

Baseado nas circunstâncias expostas, a pergunta de pesquisa a ser respondida é apresentada de tal forma: Métodos estatísticos multivariados de regressão tornariam a parametrização da prótese de mão mais exata do que um modelo de regressão linear simples?

1.1 JUSTIFICATIVA

Segundo o Censo 2010 do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), de um total de 45.606.048 brasileiros entrevistados, 23,9% da amostra possui algum tipo de deficiência e desse total, 5,32% não possuem um ou mais membros do corpo (ROEDER et al., 2017). Dentro desta parcela que necessitam do uso das próteses para substituir o membro perdido, o acesso a próteses de alta tecnologia é limitado para a população de baixa renda, já que adquiri-las através de recursos financeiros próprios se torna um desafio (PRAZERES et al., 2018).

Além disso, há altas porcentagens de rejeição de próteses (6% para amputados transradialmente e 60% para amputados com desarticulação de ombro) devido à insatisfação com o nível de tecnologia das próteses ofertadas, além de fatores como, mau encaixe e conforto, peso, falhas funcionais, estética e falta de sensação de tato (RESNIK, et al., 2012).

Em relação ao público infantil, Zuninga et al. (2015) afirma que houve um aumento no número de crianças nascidas com deficiência congênita ou que sofreram amputações traumáticas nos membros superiores durante as duas últimas décadas. Embora, as crianças sejam capazes de realizar atividades diárias sem uso das próteses, é recomendado o uso das mesmas para estimular funções bimanuais e a autonomia da criança (KORKMAZ et al., 2012).

Para isso, é necessário que as próteses de membros superiores apresentem resistência mecânica elevada, baixo custo, sejam fáceis de reparar e substituir de modelo e tamanho conforme o desenvolvimento das características físicas do paciente. Caso o usuário não possua as duas mãos, será ainda mais difícil de mensurar o tamanho exato da prótese, recorrendo então, para as técnicas estatísticas de predição.

1.2 OBJETIVOS

Para se alcançar resultados satisfatórios em relação aos propósitos da pesquisa, verificou-se como necessário a seleção de objetivos, os quais irão nortear o estudo e servir de base para a pesquisa. Tais objetivos são:

1.2.1 Objetivo Geral

Comparar modelos estatísticos preditivos para dimensionar uma prótese de mão.

1.2.2 Objetivos Específicos

A partir do objetivo geral definiram-se os objetivos específicos do trabalho e estes são:

- a) Seleção das variáveis antropométricas que podem apresentar relação com o tamanho da mão;
- b) Eleição das técnicas estatísticas de predição adequadas ao trabalho;
- c) Criação da base de dados de medidas antropométricas das amostras;
- d) Estimação dos parâmetros dos modelos de regressão para parametrização de próteses de mão.

1.3 LIMITAÇÕES DO TRABALHO

O estudo foi desenvolvido com dados e informações coletados de diversas dimensões do corpo de adultos residentes na região de Curitiba e seu foco consiste na aplicação da abordagem estatística de regressão para a criação de um modelo analítico preditivo, aplicado na parametrização de uma prótese de mão para indivíduos que não possuem ambas as mãos.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Inicialmente, uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL) foi elaborada para criação de uma amostra de trabalhos acadêmicos a ser utilizada no desenvolvimento da revisão bibliográfica.

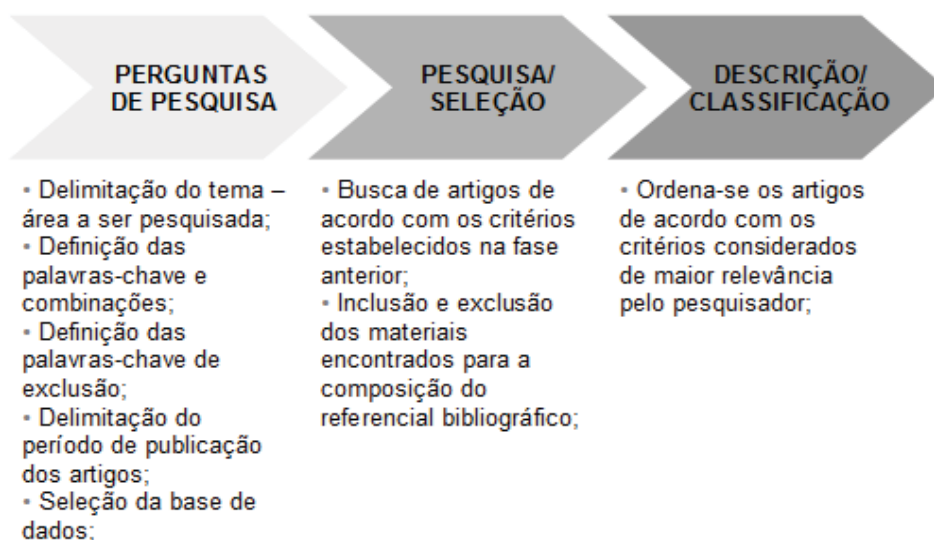
A RSL é um método planejado de se obter uma bibliografia consistente de determinado tema, de modo a diminuir subjetividades e buscas aleatórias, além de ser replicável e atualizável (DRESCH et al., 2015). Para que uma pesquisa seja replicável e atualizável, é importante a elaboração de um protocolo de pesquisa que inclua os passos estabelecidos de como a busca de trabalhos foi realizada, quais foram os critérios de exclusão e inclusão, qual o recorte temporal dos trabalhos e quais foram as base de dados utilizada (SAMPAIO E MANCINI, 2007).

Após a realização da RSL, foi feita uma revisão bibliográfica que teve o propósito de fornecer o estado da arte e identificar as contribuições já realizadas sobre o tema.

2.1 REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

Uma Revisão Sistemática da Literatura pode ser desdobrada por diversos métodos. O método de RSL adotado neste trabalho foi o de Gohr et al. (2013) que possui três fases conforme a FIGURA 1.

FIGURA 1: Fases para Revisão Sistemática da Literatura



Fonte: Gohr et al. (2013)

A primeira fase da pesquisa proposta por Gohr et al. (2013) se refere a delimitação do tema, ou seja, a definição de critérios preliminares para a realização de busca de artigos nas bases de dados. A partir de uma pergunta de pesquisa, podem ser definidos os critérios preliminares que são: palavras-chave e combinações das palavras-chave por meio de operadores booleanos (*and*, *or* e *not*), palavras-chave de exclusão, recorte temporal de publicação dos artigos e, seleção da base de dados.

O QUADRO 1 apresenta os parâmetros de busca do trabalho de acordo com os tópicos da fase 1 da RSL.

QUADRO 1: Parâmetros de busca

Pergunta de pesquisa: Quais estudos relacionam medidas da mão humana com outras partes do corpo ou com características humanas?	
Palavras-chave e combinações	<i>("prediction" AND "hand anthropometry")</i> <i>("prediction" AND "hand dimension")</i> <i>("estimation" AND "hand anthropometry")</i> <i>("estimation" AND "hand dimension")</i>
Período de publicação	Últimos 10 anos (2019-2009)
Base de dados escolhida	Web of Science
Idioma do documento	Inglês
Tipo do documento	Artigo

Fonte: O autor (2021)

Aplicando-se os parâmetros de busca, a TABELA 1 apresenta a quantidade de artigos por palavra-chave.

TABELA 1: Quantidade de artigos por palavra-chave

Palavra-chave	Web of Science
<i>("prediction" AND "hand anthropometry")</i>	6
<i>("prediction" AND "hand dimension")</i>	5
<i>("estimation" AND "hand anthropometry")</i>	8
<i>("estimation" AND "hand dimension")</i>	4

Fonte: O autor (2021)

No aspecto de artigos duplicados, a TABELA 2 apresenta a matriz de quantidade de artigos duplicados por combinação de palavra-chave. Retirando-se as duplicidades, resultou-se em um total de 16 artigos.

TABELA 2: Matriz de artigos duplicados por combinação de palavra-chave

	<i>("prediction" AND "hand anthropometry")</i>	<i>("prediction" AND "hand dimension")</i>	<i>("estimation" AND "hand anthropometry")</i>	<i>("estimation" AND "hand dimension")</i>
<i>("prediction" AND "hand anthropometry")</i>	0	1	4	1
<i>("prediction" AND "hand dimension")</i>	1	0	1	1
<i>("estimation" AND "hand anthropometry")</i>	4	1	0	1
<i>("estimation" AND "hand dimension")</i>	1	1	1	0

Fonte: O autor (2021)

De modo a verificar se os artigos encontrados se encaixam no problema de pesquisa, utilizou-se os critérios de exclusão da fase 2 de Gohr et al. (2013) a seguir:

- O título do artigo está alinhado ao tema da pesquisa?
- O resumo do artigo está de acordo com o tema da pesquisa?
- O artigo está disponibilizado na íntegra?

A não ocorrência de pelo menos um dos itens acima, é tomada a ação de exclusão do artigo. O QUADRO 2 apresenta a avaliação destes itens com os 16 artigos encontrados com os parâmetros de busca da fase 1.

QUADRO 2: Avaliação de inclusão ou exclusão de artigo

Autor, ano	Título adequado?		Resumo adequado?		Disponível na íntegra?		Ação	
	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não	Excluir	Incluir
Rostamzadeh et al., 2019		X		X		X	X	
Wonjoon, 2019	X		X			X	X	
Asadujjaman et al., 2019	X		X		X			X
Rongpi e Mondal, 2019	X		X		X			X
Ben Amor et al., 2018		X		X	X		X	
Ayala et al., 2018		X		X	X		X	
Wonjoon et al., 2018	X		X		X			X
Vergara et al., 2018		X		X	X		X	
Jee e Yun, 2015	X		X		X			X
Paulis, 2015	X		X		X			X
Cakit et al., 2015		X		X	X		X	
Jee et al., 2015	X		X		X			X
Ahmed, 2013	X		X			X		X
Ishak et al., 2012a	X		X		X			X
Ishak et al., 2012b	X		X		X			X
Total de artigos incluídos								9

Fonte: O autor (2021)

Após a seleção dos artigos, a fase 3 de Gohr et al. (2013) corresponde em extrair as informações que visam responder a pergunta de pesquisa da RSL. A análise minuciosa dos artigos selecionados foi feita no tópico 2.4.

2.2 ANATOMIA DA MÃO HUMANA

O membro superior é anatomicamente formado pelo ombro, braço, antebraço e a mão (VAN DE GRAAFF, 2003). Segundo Van de Graaff (2003) a mão contém 27 ossos e é dividida em carpo ou punho, com oito ossos carpais, pelo metacarpo ou palma da mão, contendo cinco ossos metacarpais, e por 14 falanges que constituem os ossos dos dedos. A frente da mão pode ser nomeada de região palmar (palma) e a parte de trás de região dorsal (dorso da mão).

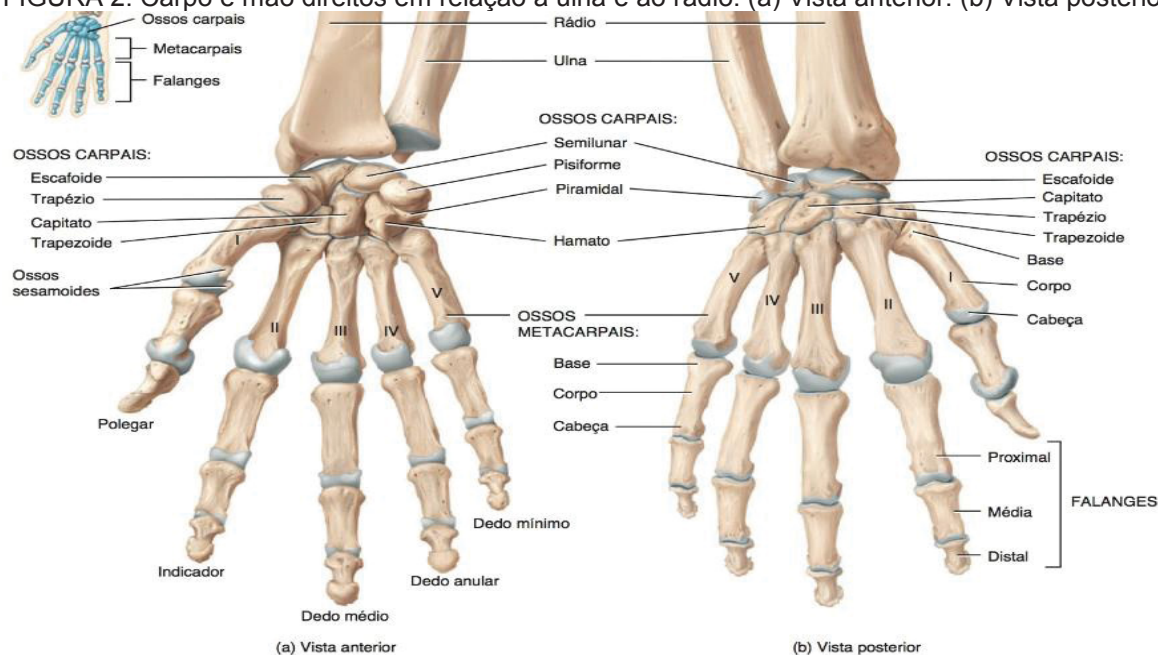
O carpo, mais conhecido como punho, é composto por oito ossos carpais e as articulações entre os ossos são denominados de articulações intercarpais. Os ossos carpais estão dispostos em duas fileiras transversas com quatro ossos cada. O escafoide, o semilunar, o piramidal, e o pisiforme são os ossos carpais da fileira proximal. Já na fileira distal, os ossos carpais são denominados de trapézio, trapezoide, capitato e hamato (TORTORA e NIELSEN, 2017).

O metacarpo contém cinco ossos metacarpais e cada osso é constituído por uma base proximal, um corpo médio e uma cabeça distal (VAN DE GRAAFF, 2003). De acordo com Tortora e Nielsen (2017) os ossos metacarpais podem ser numerados de I a V, começando com o dedo polegar, de lateral para medial.

Os ossos dos dedos são nomeados de falanges e em cada mão há 14 falanges, sendo que cada dedo possui três falanges dispostas em uma fila proximal, uma fila média e uma fila distal (VAN DE GRAAFF, 2003). As falanges do dedo polegar, em exceção, há a ausência da falange média. Os dedos, assim como os ossos metacarpais, podem ser numerados de I a V e são chamados normalmente de dedo polegar, dedo indicador, dedo médio, dedo anelar e dedo mínimo, respectivamente (TORTORA e NIELSEN, 2017).

Os ossos da mão são ilustrados na FIGURA 2.

FIGURA 2: Carpo e mão direitos em relação à ulna e ao rádio. (a) Vista anterior. (b) Vista posterior



Fonte: Tortora e Nielsen (2017)

2.3 ESTUDOS QUE RELACIONAM DIMENSÕES DA MÃO COM PARTES DO CORPO OU COM CARACTERÍSTICAS HUMANAS

Conforme o levantamento da Revisão Sistemática da Literatura realizada no tópico 2.1, existem pesquisas que relacionam medidas da mão com outras partes do corpo humano ou com características humanas, tais como sexo e idade. Nessa sessão, será apresentada a descrição dos trabalhos encontrados na RSL, bem como trabalhos encontrados por meio da amostragem de bola de neve, que consiste em buscar nas referências dos trabalhos selecionados na RSL, outros trabalhos que sejam interessantes ao tema da pesquisa (VINUTO, 2014).

Na área de antropologia forense, que tem por objetivo a identificação do culpado em casos criminais e de cadáveres em estado de decomposição, ou corpos que estão desmembrados ou desfigurados por crimes e/ou desastres, é fundamental desenvolver métodos que possam estimar com exatidão as características físicas dos indivíduos (ISCAN e STEYN, 2013). Nesse sentido, muitos estudos foram realizados em pessoas de diferentes raças para verificar a existência de correlação entre partes do corpo e as características físicas, tais como estatura, sexo e idade (CHIKHALKAR et al., 2010).

Entre as várias partes do corpo, a mão, por ser uma estrutura complexa e composta por uma grande quantidade de ossos e articulações, possui muitos recursos biológicos para ajudar na identificação humana, outro ponto facilitador, é que a mão é frequentemente encontrada em cenas de crimes ou desastres (KANCHAN e KRISHAN, 2011). Já em relação às características físicas, Ishak et al. (2012a) considera que a estatura desempenha um papel importante para verificação da identidade, pois ela apresenta um grande desvio entre as pessoas

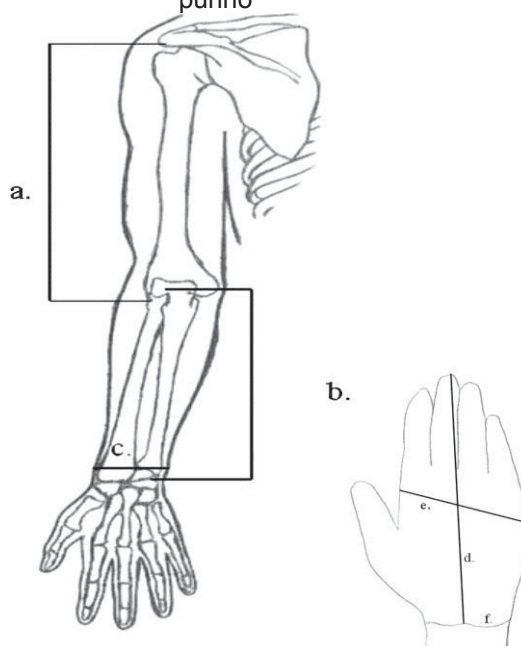
Nesse sentido, Ishak et al. (2012a) efetuaram um estudo para estimar a estatura a partir das dimensões das mãos e das impressões digitais de uma população da Austrália Ocidental. A amostra do estudo foi composta por 201 adultos, sendo 91 do sexo masculino e 110 do sexo feminino. Foram coletadas as estaturas e sete medições manuais e impressas da mão, correspondente a Largura da Mão (LM), Comprimento da Mão (CM), Comprimento da Palma (CP), dedo Polegar (1D), dedo Indicador (2D), dedo Médio (3D) e dedo Anelar (4D). A variável que mais se correlacionou com a estatura foi o comprimento da mão, com um grau de correlação variando entre 0,69 e 0,74 pelo método de impressão digital e entre

0,64 e 0,65 pelo método manual. Para estimação da estatura foram utilizados modelos de regressão linear simples e múltipla, na qual obtiveram uma exatidão variando de +/- 4,74 a 6,53 cm.

Ishak et al. (2012b) também realizaram um estudo para estimar o sexo a partir das dimensões das mãos e das impressões digitais utilizando os mesmos dados da amostra do estudo anterior. Foi utilizada a técnica de análise de discriminante para estimação do sexo e identificou-se que a largura e o comprimento da mão são as variáveis que mais contribuem significativamente para a discriminação sexual. Os resultados da análise discriminante demonstraram que é possível classificar os indivíduos de acordo com o sexo, com taxa de acerto de 82,6 e 96,5%.

Ahmed (2013) coletaram dados de 200 voluntários, sendo 100 homens e 100 mulheres, com intuito de estimar a estatura por meio de medidas dos membros superiores de adultos Sudaneses. As medidas dos membros superiores escolhidas para a coleta (FIGURA 3) foram o Comprimento do Braço (CB), Comprimento do Antebraço (CA), Largura do Punho (LP), Comprimento da Mão (CM) e Largura da Mão (LM).

FIGURA 3: Medições do membros superiores. (a) comprimento do braço; (b) comprimento do antebraço; (c) largura do punho; (d) comprimento da mão; (e) largura da mão; e (f) dobra distal do punho



Fonte: Ahmed (2013)

No estudo de Ahmed (2013) a variável que obteve maior grau de correlação com a estatura para ambos os sexos foi o comprimento do antebraço ($r = 0,725$ para o sexo masculino, $r = 0,722$ para o sexo feminino). Utilizando a variável CL para estimação da estatura, o modelo de regressão linear simples apresentou uma exatidão de $\pm 4,31$ cm para homens e $\pm 3,97$ cm para mulheres. Já utilizando o modelo de regressão linear múltipla, houve uma melhoria na exatidão de $\pm 3,68$ cm para homens e $\pm 3,54$ cm para mulheres, além disso, as variáveis que mais influenciaram no modelo foram o comprimento do antebraço e a largura do punho.

Na Coreia do Sul, Jee e Yun (2015) estudaram a antropometria de 321 pessoas (167 homens e 154 mulheres) para encontrar a relação entre estatura e várias partes da mão. Foram avaliadas 29 variáveis da mão, incluindo comprimentos, larguras, espessuras, e circunferência dos dedos, falanges, palmas e punhos. A variável que mais se correlacionou, em ambos os sexos, com a estatura foi o comprimento da mão com $r = 0,628$ para homens e $r = 0,534$ para mulheres. Para ambos os sexos, o comprimento da mão foi a variável mais significativa para a equação de regressão linear simples, com um Coeficiente de Determinação (R^2) de 0,398 para homens e 0,285 para mulheres. Combinando as variáveis comprimento da mão, comprimento da falange média do dedo médio e o comprimento da palma, do sexo masculino, os autores chegaram em uma equação de regressão múltipla que apresentou um erro médio de previsão de 4,819 cm, que na qual corresponde ao menor erro encontrado do estudo.

Utilizando a mesma amostra Sul-coreana, Jee et al. (2015) aplicaram a técnica de análise discriminante para estimar o sexo a partir das 29 variáveis das mãos selecionadas no estudo anterior. Os resultados concluíram que a circunferência máxima da mão (MMC) foi a variável que apresentou maior exatidão na previsão do sexo (88,6% para homens e 89,6% para mulheres). Além disso, o comprimento da mão (CM), comprimento da palma da mão (CP), largura da mão (LM) e espessura máxima da mão (EMM) são recomendadas para serem usadas na determinação do sexo para uma ampla faixa etária, devido que essas variáveis não são afetadas por idade ou sexo.

Paulis (2015) estudou 191 egípcios, sendo 100 homens e 91 mulheres, para estimar a estatura a partir das dimensões das mãos. Foram avaliadas 16 variáveis das mãos, incluindo o comprimento de todas as falanges e, a largura e o comprimento da mão. O maior coeficiente de correlação encontrado entre a estatura

e as dimensões das mãos foi o comprimento da mão ($r=0,618$ para sexo masculino e $r=0,412$ para sexo feminino). A análise de regressão mostrou que o comprimento da mão é o parâmetro mais exato na estimação da estatura, apresentando um erro de $\pm 4,54$ cm em homens e $\pm 5,38$ cm em mulheres. Já na análise de regressão múltipla, chegou-se em melhores resultados na acurácia da estimativa da estatura.

Wonjoon et al. (2018) estudaram a antropometria de 5195 sul-coreanos (2750 homens e 2445 mulheres) com objetivo de estimar a estatura utilizando dimensões das mãos e dos pés. O comprimento da mão e do pé e, a largura da mão e do pé foram as variáveis selecionadas para o modelo de estimação da estatura. A variável preditora que apresentou maior grau de correlação linear foi o comprimento do pé (FL) com r igual a 0,712 para homens e 0,630 para mulheres. Além disso, o comprimento do pé obteve o maior coeficiente de determinação (r^2) para a equação de regressão linear simples tanto para homens e mulheres, correspondendo a 0,506 e 0,397, respectivamente. Para ambos os sexos, o coeficiente de determinação para o modelo de regressão linear múltipla, obteve melhores resultados com as variáveis do pé. Porém a combinação do comprimento do pé, comprimento da mão e largura da mão revelou a maior exatidão de previsão com erro de $\pm 4,380$ cm para homens e $\pm 4,495$ cm para mulheres.

Rongpi e Mondal (2019) realizaram um estudo com 300 indivíduos (150 homens e 150 mulheres) da tribo indígena Karbi, localizada no nordeste da Índia, para estimar a estatura a partir das dimensões da mão. Para realizar a predição da estatura, foram selecionadas as dimensões do comprimento e largura de ambos os lados da mão. Para os homens, o comprimento da mão esquerda obteve maior coeficiente de correlação ($r=0,453$) e para as mulheres, o comprimento da mão direita obteve maior correlação ($r=0,587$). A análise de regressão simples mostrou que todas as variáveis da mão, em ambos os sexos, foram estatisticamente significativas, provando então, a existência de dependência da estatura com as dimensões da mão. Analisando os resultados da regressão múltipla, observou-se que o coeficiente de correlação e o coeficiente de determinação aumentaram após a inclusão da idade como variável preditora.

Asadujjaman et al. (2019) construíram um modelo estatístico para estimar a estatura da população de Bangladesh a partir de medidas antropométricas da mão. Foram escolhidas 9 variáveis da mão de 300 indivíduos (150 homens e 150 mulheres) e chegaram a conclusão que a variável que mais se correlaciona com a

estatura é o comprimento da mão direita ($r=0,545$ para homens e $r=0,644$ para mulheres). O erro de previsão de estimativa padrão utilizando equações de regressão linear múltipla variou de $\pm 5,227$ e $\pm 5,281$ cm para sexo masculino e de $\pm 3,458$ e $\pm 3,687$ cm para sexo feminino.

O Quadro 3 apresenta uma síntese dos trabalhos citados ao longo do texto desta seção.

QUADRO 3: Síntese dos trabalhos que relacionam dimensões da mão com outras partes do corpo ou com características humanas

(continua)

Autor	Tamanho da amostra	Idade média	Instrumentos de coleta	Variável estimada	Variáveis preditoras	Técnica estatística
Ishak et al. 2012a	91 homens 110 mulheres	38,2 anos (homens) 36,5 anos (mulheres)	Estadiômetro Paquímetro digital Scanner	Estatura	LM, CM, CP, 1D, 2D, 3D, 4D	Regressão linear simples Regressão linear múltipla
Ishak et al. 2012b	91 homens 110 mulheres	38,2 anos (homens) 36,5 anos (mulheres)	Paquímetro digital Scanner	Sexo	LM, CM, CP, 1D, 3D, 4D	Análise discriminante
Ahmed, 2013	100 homens 100 mulheres	27,64 anos (homens) 27,8 anos (mulheres)	Estadiômetro Adipômetro Paquímetro digital	Estatura	CB, CA, LP, CM, LM	Regressão linear simples Regressão linear múltipla
Jee e Yun, 2015	167 homens 154 mulheres	42,5 anos (homens) 46,5 anos (mulheres)	Extensômetro Paquímetro digital	Estatura	LM, CM, CP, LP, LMM, MC, MMC, PC, EM, EMM, 1D, 2D, 3D, 4D, 5D, 5D1, 5D2, 5D3, 4D1, 4D2, 4D3, 3D1, 3D2, 3D3, 2D1, 2D2, 2D3, 1D1, 1D3,	Regressão linear simples Regressão linear múltipla

QUADRO 3: Síntese dos trabalhos que relacionam dimensões da mão com outras partes do corpo ou com características humanas

(continua)

Autor	Tamanho da amostra	Idade média	Instrumentos de coleta	Variável estimada	Variáveis preditoras	Técnica estatística
Jee et al., 2015	167 homens 154 mulheres	42,5 anos (homens) 46,5 anos (mulheres)	Paquímetro digital	Sexo	LM, CM, CP, LP, LMM, MC, MMC, PC, EM, EMM, 1D, 2D, 3D, 4D, 5D, 5D1, 5D2, 5D3, 4D1, 4D2, 4D3, 3D1, 3D2, 3D3, 2D1, 2D2, 2D3, 1D1, 1D3,	Análise discriminante
Paulis, 2015	100 homens 91 mulheres	34,2 anos (homens) 35,1 anos (mulheres)	Régua antropométrica Scanner	Estatura	5D1, 5D2, 5D3, 4D1, 4D2, 4D3, 3D1, 3D2, 3D3, 2D1, 2D2, 2D3, 1D1, 1D3, LM, CM	Regressão linear simples Regressão linear múltipla
Wonjoon et al., 2018	2750 homens 2445 mulheres	41,6 anos (homens) 38,6 anos (mulheres)	Régua antropométrica	Estatura	LM, CM, FB, FL	Regressão linear simples Regressão linear múltipla
Rongpi e Mondal, 2019	150 homens 150 mulheres	20 a 50 anos (ambos)	Régua antropométrica	Estatura	LM, CM,	Regressão linear simples Regressão linear múltipla

QUADRO 3: Síntese dos trabalhos que relacionam dimensões da mão com outras partes do corpo ou com características humanas

(conclusão)

Autor	Tamanho da amostra	Idade média	Instrumentos de coleta	Variável estimada	Variáveis preditoras	Técnica estatística
Asadujjaman et al., 2019	150 homens 150 mulheres	37,7 anos (homens) 38,7 anos (mulheres)	Fita métrica Paquímetro digital	Estatutura	CM, LM, LMM, CP, 1D, 2D, 3D, 4D, 5D	Regressão linear simples Regressão linear múltipla

Fonte: O autor (2021)

Analisando o QUADRO 3, é possível identificar que as dimensões da mão são as variáveis mais estudadas para prever a estatura humana e que o método mais utilizado para realizar esta previsão são os modelos de regressão simples e múltipla, sendo que equações de regressão múltipla apresentam maiores exatidões do que equações de regressão simples. Além disso, foi observado que as dimensões da mão também podem estimar o sexo, por meio de Análise Discriminante.

Quanto aos estudos realizados no Brasil, foram encontrados apenas dois trabalhos que relacionam a estatura com dimensões da mão, que são os de Souza (2016) e Maia (2016).

Souza (2016) criou duas bases de dados de medidas antropométricas das mãos e estaturas para a população do Brasil. A primeira base de dados apresenta medidas de estatura de 475 indivíduos, com faixa etária entre 18 e 60 anos, mais as medidas antropométricas de sete variáveis (LM, CP, 1D, 2D, 3D, 4D, 5D) das duas mãos dessas pessoas coletadas com um paquímetro. Nesta mesma base de dados, são apresentadas as medidas das mesmas variáveis, porém agora coletadas a partir de imagens digitalizadas. Na segunda base de dados, estão presentes as imagens das duas palmas das mãos dos 475 indivíduos. Além disso, equações de regressão linear simples foram criadas para validar a estimativa da estatura a partir de parâmetros individuais das mãos.

O trabalho de Maia (2016) foi o primeiro trabalho encontrado que teve um foco diferente da área de ciência forense para estudar a relação entre estatura e dimensões das mãos. A partir de dados de estatura e comprimento da mão encontrados na literatura, Maia (2016) criou um banco de dados para definir quais

seriam o comprimento e largura de uma prótese de mão, quando conhecida a altura do indivíduo. A TABELA 3 apresenta os valores do banco de dados criado.

TABELA 3: Dados do comprimento da mão e largura da mão, caso seja conhecido à estatura

Altura (m)	Comprimento da mão (cm)	Largura da mão (cm)
0,9	10,28	4,39
1,0	11,30	4,83
1,1	12,33	5,27
1,2	13,36	5,71
1,3	14,38	6,15
1,4	15,41	6,59
1,5	16,44	7,02
1,6	17,46	7,46
1,7	18,49	7,90
1,8	19,52	8,34
1,9	20,54	8,78
2,0	21,57	9,22

Fonte: Maia (2016)

A principal limitação do trabalho de Maia (2016) é a utilização de apenas uma variável (estatura) para estimar o comprimento e a largura da mão. Com intuito de melhorar a exatidão do dimensionamento de uma prótese de mão, um modelo de regressão múltipla pode ser aplicado, acrescentando ao modelo, variáveis que podem estar correlacionadas com as dimensões da mão, tais como sexo do indivíduo, idade e comprimento e largura do pé.

2.4 MÉTODOS DE COLETA DE DADOS ANTROPOMÉTRICOS

De acordo com Iida (2005) os métodos para a coleta de dados antropométricos podem ser classificados de duas formas: métodos diretos e métodos indiretos.

2.4.1 Métodos diretos

Nos métodos diretos, os instrumentos de medida entram em contato direto com a parte do corpo que se deseja medir (IIDA, 2005). Na bibliografia, os instrumentos de medição direta são classificados em dois tipos, os com traços e divisões, tais como, réguas, paquímetros, goniômetros, dinamômetros e traçadores

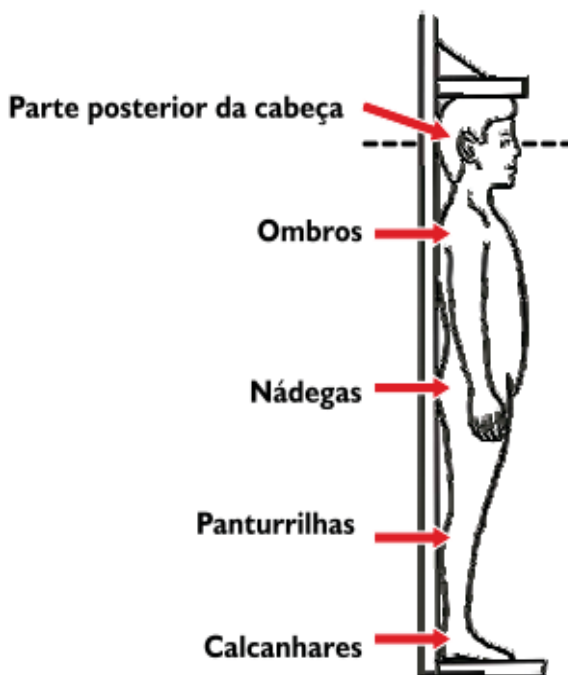
de altura; e os de dimensão fixa, como por exemplo, bloco padrões, calibradores, verificadores e esquadros (LINCK, 2017).

Estes dois tipos de equipamentos podem ser utilizados para medições diretas do tipo lineares (comprimentos de ossos das pernas e braços, tamanho da mão, estatura, etc.), angulares (ângulos antropométricos do crânio, alcance máximo da mão, etc.), pesos (massa corporal), forças (força de preensão manual, força muscular dos membros inferiores, etc.) e outras.

Conforme leciona lida (2005) cada medição a ser feita deve especificar claramente três aspectos: a localização (ponto do corpo que é medido a partir de outra referência), a direção (vertical, horizontal ou outras) e, a postura, ou seja, a posição do corpo (sentado, em pé, relaxado, etc.).

Como por exemplo, para aferir a estatura, o Ministério da Saúde (BRASIL, 2011) orienta que o indivíduo permaneça em pé, esteja descalço e que os calcanhares, panturrilhas, nádegas, ombros e parte posterior da cabeça (região do occipital) estejam encostados em uma parede ou em um estadiômetro vertical. Além disso, a cabeça do indivíduo deve estar posicionada no plano de Frankfurt (margem inferior da abertura do orbital e a margem superior do meatus auditivo externo deverão ficar em uma mesma linha horizontal), conforme é mostrado na FIGURA 4.

FIGURA 4: Técnica de aferição da estatura segundo Plano de Frankfurt



Fonte: Brasil (2011)

Luz (2011) menciona que o método de medição direta pode apresentar grande probabilidade de erro, pois certas partes do corpo, não são rígidas o suficiente, o que faz que a pele se recue juntamente com as partes móveis do equipamento de medição. Este erro pode ser reduzido utilizando-se métodos indiretos de medição.

2.4.2 Métodos indiretos

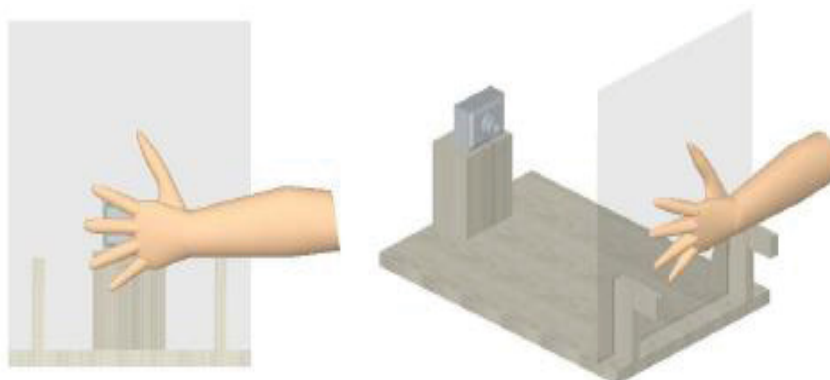
Nos métodos indiretos, são tiradas fotografias do corpo ou partes dele que se deseja medir e posteriormente, a medição é feita por meio de equipamentos de medição direta ou de métodos computacionais (IIDA, 2005). Esta combinação é chamada de fotogrametria, cujo termo é derivado das palavras gregas *photo*, que significa luz, e *gramma*, que é traduzido como medir (TOMMASELLI, 1999).

Geralmente, as imagens são registradas por meio de câmeras convencionais equipados por algum tipo de suporte, de scanners de mesa, ou de scanners a laser (LUZ, 2011). Existem também equipamentos para fotografar partes específicas do corpo, como por exemplo, o podoscópio que é um dispositivo que captura imagens da face plantar dos pés (RIBEIRO et al., 2006).

No trabalho de Ishak et al. (2012a), os autores utilizaram um scanner de mesa (CanonScan LiDE 100) para adquirir as imagens das mãos e em seguida, as imagens foram imprimidas. As impressões das mãos foram então medidas por um paquímetro digital 150 mm (Mitutoyo 700-128, precisão declarada +/- 0,1 mm) e também por uma fita métrica para auxiliar nas medidas que excedem o tamanho máximo do paquímetro digital.

Klein (2008) construiu uma plataforma para coletar os dados das mãos dos indivíduos. Nesta plataforma, como mostra a FIGURA 5, o voluntário apoia o seu braço em um apoio de madeira e de frente a um vidro posicionado na perpendicular com a base. No lado oposto da plataforma, uma câmera é posicionada a uma distância fixa e o mais centralizado da mão do voluntário para evitar problemas de paralaxe.

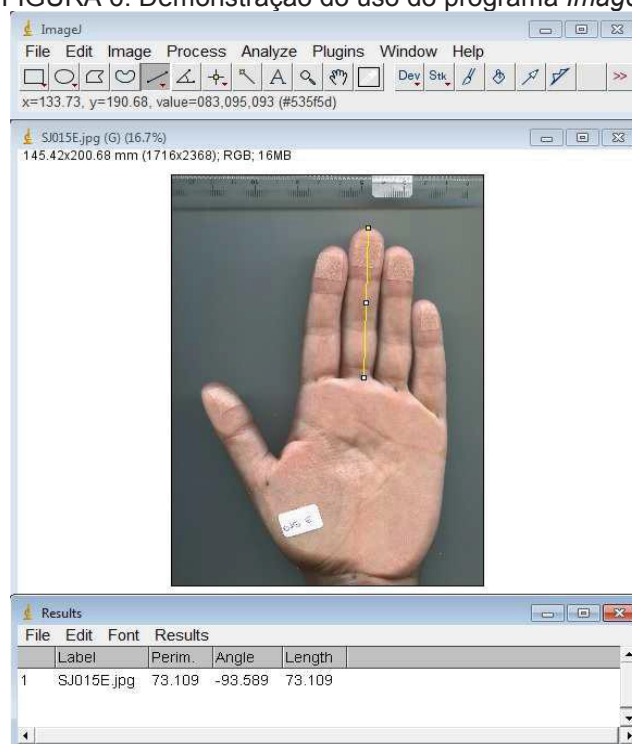
FIGURA 5: Plataforma de coleta de dados



Fonte: Klein (2008)

Ao invés de utilizar um paquímetro para realizar as medições, como foi feito por Ishak et al. (2012a), pode-se empregar métodos computacionais, como por exemplo, o *software ImageJ*, que é um programa de computador de domínio público, utilizado para processamento e análise de imagens. Segundo Farinha (2015), o *ImageJ* permite a visualização de mais de uma imagem em uma mesma janela e é capaz de realizar cálculo de áreas, medição de distâncias e ângulos, construção de histogramas e gráficos de perfil linear.

Para realizar a medição de distâncias das imagens digitalizadas pelo programa *ImageJ*, primeiro é necessário determinar uma escala que irá converter as medições em pixels para a unidade desejada. Em seguida, o pesquisador deve posicionar o mouse em ponto de referência previamente definido e arrastar o cursor até o outro ponto desejado, obtendo-se assim a distância entre os pontos (SOUZA, 2016). A FIGURA 6 ilustra um exemplo da medição do dedo médio da mão esquerda de um voluntário utilizando o programa *ImageJ*.

FIGURA 6: Demonstração do uso do programa *ImageJ*

Fonte: Souza (2016)

Outro instrumento que pode ser utilizado para adquirir imagens de partes do corpo é o *scanner 3D a laser*, que faz a captura de imagens com a percepção de um feixe de laser e possibilita a visualização tridimensional da parte do corpo capturada, algo que não é possível com as fotografias digitais. A FIGURA 7 ilustra um exemplo de um modelo de *scanner a laser*.

FIGURA 7: ZScanner 700 CX



Fonte: Digital Engineering 247 (2009)

Luz (2011) explica que o processo de escaneamento de partes do corpo, como por exemplo, a mão de um indivíduo, por meio do *scanner a laser* se dá pelas seguintes etapas:

- Realizar assepsia da mão do voluntário com álcool gel;
- Colocar os *targets* na mão do voluntário, que terá como objetivo referenciar os pontos tridimensionalmente que serão escaneados;
- Posicionar o scanner de modo que a mão e o equipamento esteja a uma distância aproximada de 15 cm;
- Efetuar a digitalização com o auxílio do *software* do *scanner*;
- Realizar o tratamento da imagem digitalizada pelo *software* do *scanner* e em seguida, finalizar o processo de escaneamento;
- Converter a imagem digitalizada em formato *stl** para ser aberta no programa Studio 3DMAX;
- Realizar tratamento e posicionamento da imagem no Studio 3DMAX;
- Efetuar o dimensionamento da imagem no Studio 3DMAX.

2.5 PRÓTESES DE MEMBROS SUPERIORES

Os primeiros indícios do uso de próteses remontam a 500 a.C., em que foram encontradas, em cerâmicas e mosaicos, desenhos de pessoas utilizando “pilões” de madeira nos lugar das pernas (GIRAUDET, 1978).

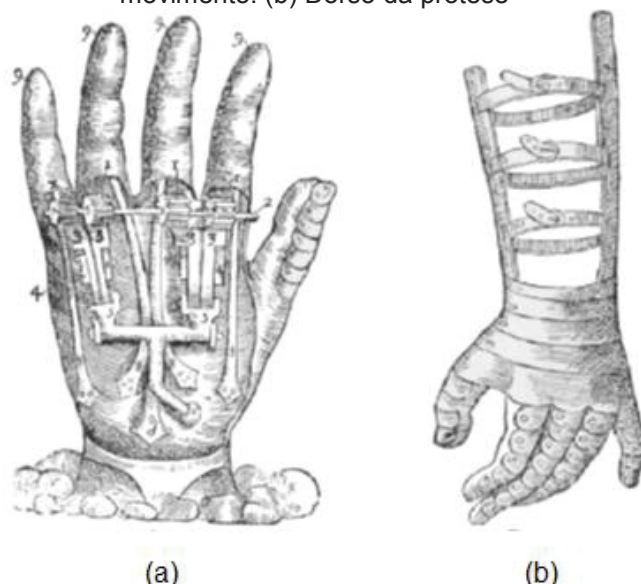
No período da Segunda Guerra Púnica (218 – 201 a.C.) houve a primeira aparição de prótese de membro superior, pertencente ao general romano Marcus Sérgio, na qual perdeu seu braço direito e uma prótese de metal foi feita para substitui o membro (ROBINS, 1984).

Até o século XIV os “pilões” de madeira e uma prótese para membro superior, em formato de gancho, eram praticamente os únicos instrumentos disponíveis para substituir os membros perdidos (GIRAUDET, 1978; MAYER, 2008). Além disso, estas próteses não apresentavam boa aparência, não eram muito funcionais, e apenas pessoas com alto poder aquisitivo tinham acesso a elas (MAYER, 2008).

Entre o século XV e XVI, o médico francês Ambroise Paré (1510- 1590) projetou e construiu a primeira prótese de membro superior funcional, apelidada de

“Le Petit Lorrain” (PUTTI, 2005). Segundo Hernigou (2013), a prótese de Paré operava por meio de múltiplas travas e molas, que simulavam as articulações de uma mão real. A prótese de Paré é ilustrada na FIGURA 8.

FIGURA 8: Ilustração da prótese Le Petit Lorrain de Ambroise Paré. (a) Detalhes do mecanismo de movimento. (b) Dorso da prótese



Fonte: Putti (2005)

Com o grande número de mutilados após os adventos da Segunda Guerra mundial (1939 – 1945), institutos científicos e o governo passaram a estudar cada vez mais os membros artificiais e muita tecnologia para as próteses foram desenvolvidas nesse período (BOCCOLINI, 2000).

Em 1945, especialistas sobre o assunto se reuniram nos Estados Unidos para discutir os caminhos que deveriam ser seguidos para o desenvolvimento de novas próteses. Este encontro acabou resultando na criação do Comitê de Pesquisa e Desenvolvimento Protético Norte-americano (*Committee on Prosthetics Research and Development*), que teve um papel importante em trabalhos desenvolvidos nos EUA ligado as próteses por mais de vinte e cinco anos (CHILDRESS, 1985).

No ano de 1948, o estudante de Física Reinhold Reiter desenvolveu a primeira prótese controlada por sinais mioelétricos ao perceber que esses sinais, responsáveis por controlar o corpo humano, poderiam ser utilizados na interface com máquinas (SILVA, 2018). O sistema de controle desenvolvido por Reiter tinha o princípio de amplificar o sinal mioelétrico de um músculo contraído, como por

exemplo, o coto, para controlar uma mão de madeira, com sistema de acionamento auxiliado por solenoides (DORCAS; SCOTT, 1966).

O sistema de controle mioelétrico de Reiter foi aprimorado por pesquisadores durante as décadas de 1950 e 1970, e começou a ser empregado pela empresa Otto Bock, que é considerada pioneira no mercado de próteses e uma das principais incentivadoras de pesquisas na área (CHILDRESS, 1985).

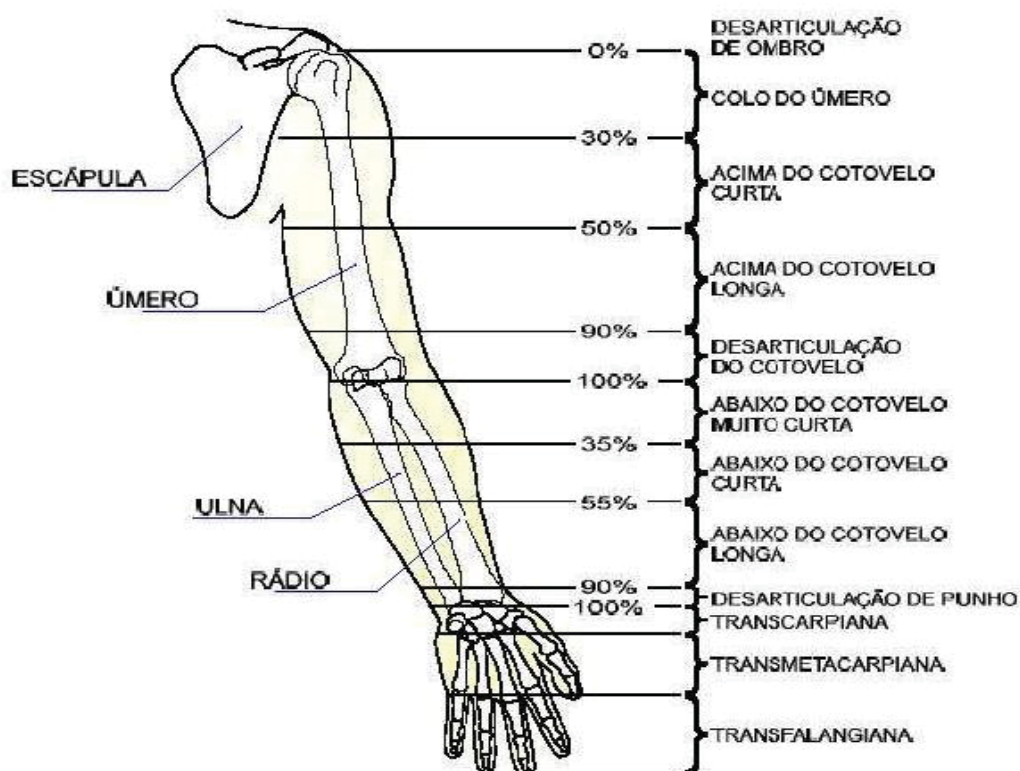
Nos anos de 1970, destacam-se o desenvolvimento da mão mioelétrica no Japão, e o Braço de Boston criado pelo MIT (*Massachusetts Institute of Technology*), que utilizava o cotovelo para o acionamento da prótese (CHILDRESS, 1985). Já nos anos de 1980, as próteses mioelétricas finalmente se difundiram pelo mundo e começaram a ser bastante utilizadas em hospitais (SILVA, 2018).

Segundo Gonzalez-Fernández (2014), a evolução tecnológica das próteses ao longo das próximas décadas tem o potencial de revolucionar a reabilitação de pessoas amputadas. Silva (2018) afirma que o nível de aperfeiçoamento que as próteses estão atualmente, se deve as novas tecnologias, nas quais podem ser citadas as baterias de níquel-cádmio, o desenvolvimento de materiais e motores mais leves e o surgimento da manufatura aditiva.

2.5.1 Tipos de próteses de membros superiores

Devido a grande variedade de próteses de membros superiores existentes atualmente, tornou-se importante classificá-las de duas diferentes formas. De acordo com Blohmke (1994) a primeira forma de classificação de próteses de membros superiores se dá pelo nível de amputação do braço, conforme é mostrado na FIGURA 9.

FIGURA 9: Níveis de amputação do braço

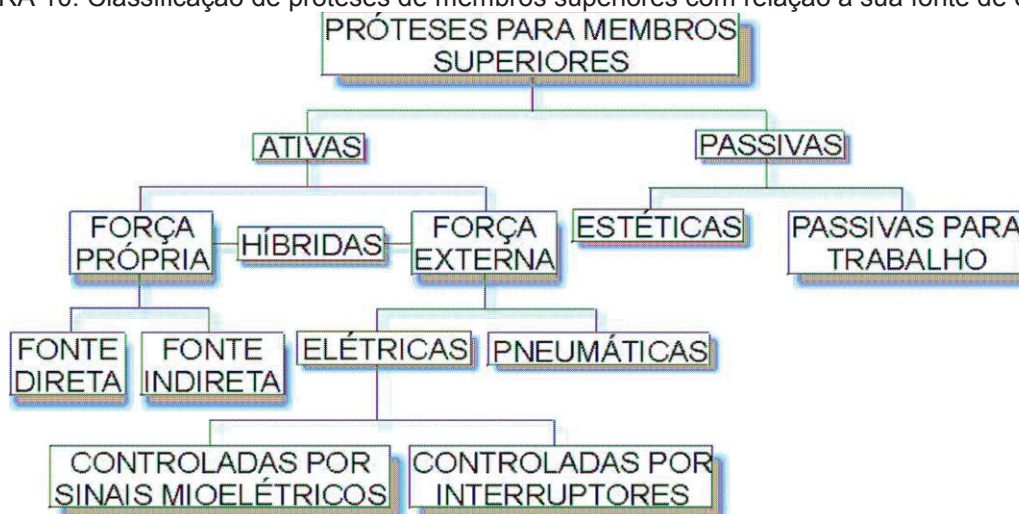


Fonte: Adaptado de Kottke et al. (1984)

Blohmke (1994) ressalta que se devem manter ao máximo os tecidos e partes ósseas em uma amputação, com objetivo de auxiliar a fixação da prótese no coto (porção remanescente de partes ou de membro amputado) e garantir que os movimentos restantes do mesmo não sejam prejudicados (BLOHMKE, 1994).

A segunda forma de classificar as próteses para membros superiores é pelo ponto de vista da engenharia, ao analisar os parâmetros técnicos da prótese, tais como, sua fonte de energia, características de construção e capacidade funcional (BLOHMKE, 1994). Esse método de classificação foi adaptado a partir da proposta feita pela empresa Otto Bock e é apresentada na FIGURA 10.

FIGURA 10: Classificação de próteses de membros superiores com relação à sua fonte de energia



Fonte: Cunha (2002)

Segundo a classificação da FIGURA 6, as próteses podem ser divididas em ativas e passivas.

As próteses passivas são dispositivos que não realizam movimentos e são divididas em passivas estéticas e passivas para trabalho (CUNHA, 2002). De acordo com Blohmke (1994) as próteses estéticas tem a função de reestabelecer o aspecto externo do corpo do paciente, imitando com grande eficiência o aspecto estético da mão humana. Além disso, essas próteses são confeccionadas com materiais leves e de fácil manuseio, e podem ser utilizados para todos os níveis de amputação do membro superior. A FIGURA 11 ilustra uma prótese passiva estética.

FIGURA 11: Prótese passiva estética



Fonte: RealLifeSkin (2020)

As próteses passivas para trabalho possuem em seus terminais, acessórios das mais variáveis configurações, como por exemplo, um martelo, gancho ou um alicate de pressão, para auxiliar o paciente a realizar algum tipo de atividade (BOCCOLINI, 2000). Um exemplo de prótese passiva para trabalho é apresentada na FIGURA 12.

FIGURA 12: Prótese passiva para trabalho



Fonte: TRS (2020)

Ao contrário das próteses passivas, o paciente que usa uma prótese ativa será capaz de controlar seus movimentos. As próteses ativas podem ser utilizadas para todos os níveis de amputação e são divididas em: força própria, híbrida e força externa (CUNHA, 2002).

As próteses ativas acionadas por força própria podem ser divididas em fonte direta e fonte indireta, sendo esta última pouco comum (BLOHMKE, 1994). A prótese ativa acionada por força própria com fonte direta pode ser chamada de prótese ativa acionada por força de tração ou também de prótese mecânica, e funciona por meio de cabos e tirantes que são controlados por esforços e movimentos de partes do corpo do usuário, como ombros ou coto (CUNHA, 2002). Uma das principais desvantagens do uso desta prótese é a necessidade de treinamento intensivo do paciente, pois os movimentos de acionamento não são naturais e intuitivos (BLOHMKE, 1994). A FIGURA 13 mostra um exemplo de prótese ativa acionada por força própria.

FIGURA 13: Prótese ativa acionada por força própria



Fonte: Carvalho (2004)

Carvalho (2004) afirma que o furo que pode ser visualizado no antebraço da prótese da FIGURA 13 é o local que deve sair uma meia, que é colocada no coto antes da colocação da prótese, e deve ser retirada imediatamente após esta ser colocada para que, sendo retirada, auxilie no correto posicionamento da pele do coto.

Dentre as próteses ativas acionadas por força externas, pode-se dividi-las em pneumáticas e elétricas (CUNHA, 2002). As próteses pneumáticas são dotadas de um reservatório de gás comprimido ou de gás carbônico (CO_2), normalmente localizado nas axilas, que tem a função de acionar os atuadores pneumáticos que fazem realizar os movimentos da prótese (BLOHMKE, 1994). O controle dos motores de acionamento da prótese é feito por meio de válvulas comandadas pelas contrações musculares do coto (BLOHMKE, 1994). Seu alto ruído de funcionamento, peso elevado, pouca autonomia e dificuldade no controle do nível de força são os principais pontos negativos deste tipo de prótese (BLOHMKE, 1994; CUNHA, 2002).

As próteses elétricas possuem interruptores em contato com a pele e são acionadas pela contração muscular do coto. Esses interruptores são responsáveis por controlar os motores que acionam os mecanismos da prótese (CUNHA, 2002). As desvantagens deste tipo de prótese são as mesmas que as pneumáticas, exceto o peso, pois possuem uma bateria ao invés do reservatório de ar (CUNHA, 2002).

As próteses mioelétricas, já introduzidas no tópico 2.4, pertencem ao grupo das próteses elétricas e possuem uma série de vantagens em relação às demais próteses, tais como, acionamento independente de cabos, movimentação intuitiva e

possibilidade de utilizar eletrodos não-invasivos para detectar os sinais mioelétricos (CAMARGO, 2008).

Por fim, as próteses híbridas são compostas por elementos de prótese ativa acionada por força própria e de elementos de prótese mioelétrica. Um exemplo da prótese híbrida é a prótese para desarticulação de cotovelo (FIGURA 14) que contém um componente ativo acionado por força própria, para o acionamento do cotovelo, e um componente característico de próteses mioelétricas, para o acionamento da mão (BLOHMKE, 1994).

FIGURA 14: Prótese híbrida para desarticulação do cotovelo



Fonte: Página virtual da Ortolab (2020)

Conhecido os tipos de próteses de membros superiores, os próximo tópicos irão abordar as técnicas estatísticas utilizadas neste trabalho, que são Análise da Variância (ANOVA), correlação, modelos de regressão e suposições, e amostragem.

2.6 ANÁLISE DA VARIÂNCIA (ANOVA)

De acordo com Marques e Marques (2009) a análise da variância, também chamada de ANOVA, é um teste de hipóteses para igualdade de médias que utiliza variâncias para tomadas de decisões.

No caso da ANOVA de um fator, que se trata da comparação de duas ou mais k médias populacionais, têm-se duas hipóteses a serem testadas (DEVORE, 2014). A primeira hipótese, denominada de hipótese nula H_0 , é dada por

$$H_0 = \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k \quad (1)$$

contra esta hipótese, há a segunda hipótese, chamada de hipótese alternativa H_1 , na qual implica que pelo menos uma das médias é diferente das demais.

Antes de dar início ao teste de hipóteses, há necessidade de atender as suposições de que os erros sejam independentes e distribuídos normalmente, e a variância do erro deve-se assumir constante (MARQUES e MARQUES, 2009).

Sejam as k populações P_1, P_2, \dots, P_k , e as amostras correspondentes de tamanhos n_1, n_2, \dots, n_k .

$$P_1: x_{11}, x_{21}, \dots, x_{i1}, \dots, x_{n_1 1}$$

$$P_2: x_{12}, x_{22}, \dots, x_{i2}, \dots, x_{n_2 2}$$

$$\vdots$$

$$P_k: x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{ik}, \dots, x_{n_k k}$$

sendo:

x_{ij} : o i -ésimo elemento da j -ésima amostra;

\bar{X}_j : a média da j -ésima amostra;

\bar{X} : a média do conjunto das k amostras;

N : o número total de observações das k amostras;

n_j : o tamanho da j -ésima amostra.

Se a hipótese H_0 seja verdadeira, existem três formas pelas quais a variância σ^2 comum, para todas as populações, pode ser estimada (COSTA NETO, 2002). As três estimativas são:

- a) Estimativa total s_T^2 : considera-se as k amostras reunidas em uma só, cuja variância s_T^2 é calculada por:

$$s_T^2 = \frac{\sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{X})^2}{N-1} = \frac{\text{Soma dos Quadrados Totais}}{N-1} = \frac{SQT}{N-1} \quad (2)$$

Esta é uma estimativa válida de σ^2 se e somente se a hipótese nula (H_0) for verdadeira, o que implica que todas as populações são normalmente distribuídas.

- b) Estimativa entre amostras s_E^2 : sendo verdadeira a hipótese H_0 , a variância σ^2 pode ser estimada por meio das médias das k amostras, ou seja, como se fosse uma amostra de k valores. Assim, a variância s_E^2 é calculada por:

$$s_E^2 = \frac{\sum_{j=1}^k n_j (\bar{x}_j - \bar{X})^2}{k-1} = \frac{\text{Soma dos quadrados entre amostras}}{k-1} = \frac{SQE}{k-1} \quad (3)$$

- c) Estimativa residual s_R^2 : consiste em estimar a variância comum σ^2 individualmente a partir dos elementos de cada uma das k amostras disponíveis, ou seja, dentro de cada amostra. Logo, a variância s_R^2 é dada por:

$$s_R^2 = \frac{\sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{x}_j)^2}{N-k} = \frac{\text{Soma de quadrados residuais}}{N-k} = \frac{SQR}{N-k} \quad (4)$$

Sendo H_0 verdadeira, as estimativas s_E^2 e s_R^2 são independentes, podendo então compará-las a estatística F de Snedecor, dada por:

$$F = \frac{s_E^2}{s_R^2} \quad (5)$$

O teste F será conduzido com $k - 1$ graus de liberdade no numerador e $N - k$ graus de liberdade no denominador, ou seja, H_0 será rejeitada se

$$F > F_{k-1, N-k, \alpha}$$

onde α é o nível de significância definido pelo pesquisador (COSTA NETO, 2002).

Em geral, ao realizar a Análise da Variância, é usual e recomendável dispor os resultados dos cálculos segundo o chamado “quadro” da ANOVA, conforme é apresentado no QUADRO 4 (COSTA NETO, 2002).

QUADRO 4: Quadro da ANOVA

Fonte de variação	Soma de quadrados	Grau de liberdade	Quadrado médio	Estatística F
Entre amostras	SQE	K-1	$s_E^2 = \frac{SQE}{k-1}$	$F = \frac{s_E^2}{s_R^2}$
Residual	SQR	N-k	$s_R^2 = \frac{SQR}{N-k}$	
Total	SQT	N-1		

Fonte: Adaptado de Costa Neto (2002)

2.7 CORRELAÇÃO

De acordo com Marques e Marques (2009), a correlação busca determinar quantitativamente o grau de relação entre duas ou mais variáveis. Ainda segundo Marques e Marques (2009), quando há o estudo de duas variáveis, tem-se a correlação simples, e no caso de mais de duas variáveis, fala-se em correlação múltipla.

Referente à correlação simples, esta pode ser medida por meio do Coeficiente de correlação linear de Pearson (r), que é definido por:

$$r = \frac{n \sum_{i=1}^n X_i Y_i - \sum_{i=1}^n X_i \sum_{i=1}^n Y_i}{\sqrt{\left[n \sum_{i=1}^n X_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)^2 \right] \left[n \sum_{i=1}^n Y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n Y_i \right)^2 \right]}} \quad (6)$$

sendo n o tamanho amostral, e X e Y as variáveis do estudo.

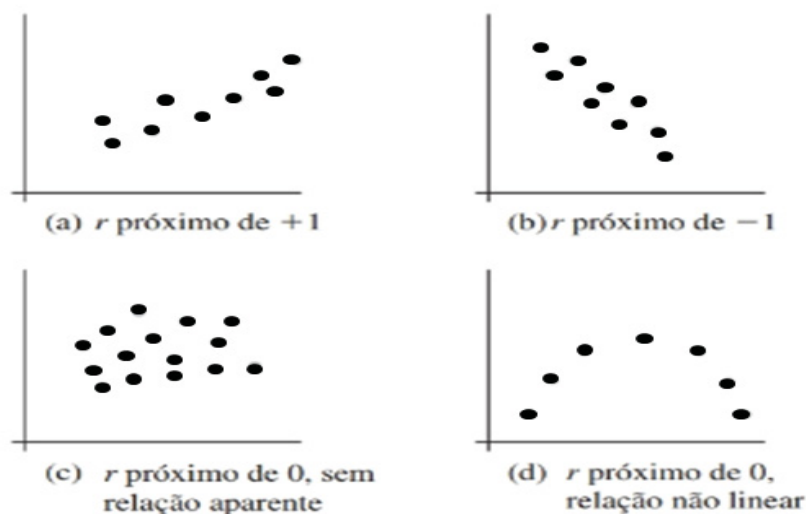
Devore (2014) aponta as propriedades mais importantes de r que são:

- O valor de r independe de qual das duas variáveis em estudo será chamada de X e qual será chamada de Y ;
- O valor de r não depende das unidades de medida de X e Y ;
- O Coeficiente de correlação pode variar de -1 a 1 , sendo que $r = 1$ indica o maior grau de relação positiva, e $r = -1$ corresponde ao menor grau de relação negativa;
- O valor de r mede o grau de relação linear entre as variáveis;
- O quadrado do coeficiente de correlação de Pearson é chamado de coeficiente de determinação (r^2).

Devore (2014) ainda afirma que o valor de r pode ser avaliado qualitativamente da seguinte forma:

- Se $-0,5 \leq r \leq 0,5$ existe fraca correlação linear;
- Se $-0,8 < r < -0,5$ ou $0,5 < r < 0,8$ existe moderada correlação linear;
- Se $r \geq 0,8$ ou $r \leq -0,8$ existe forte correlação linear.

A análise de correlação linear também pode ser feita por meio de gráficos denominados de diagrama de dispersão entre duas variáveis, como mostra a FIGURA 15.

FIGURA 15: Diagrama de dispersão para diferentes valores de r 

Fonte: Adaptado de Devore (2014)

2.7.1 Teste para o coeficiente de correlação

O teste para o coeficiente de correlação permite verificar se o valor de r para um determinado tamanho amostral n , é significativo para um dado nível de significância α (COSTA NETO, 2002). Este teste possui as seguintes hipóteses:

$H_0: \rho = 0$ (correlação linear não é significativa)

$H_1: \rho \neq 0$ (correlação linear é significativa)

A estatística do teste é dada por:

$$t_{n-2} = r \sqrt{\frac{n-2}{1-r^2}} \quad (7)$$

Conclusão do teste: se $t_{n-2} > t$ tabelado, rejeita-se H_0 . Computacionalmente, se o p -valor do teste for menor que o nível de significância α , a correlação linear será significativa.

2.8 REGRESSÃO

O estudo da regressão consiste em se ajustar uma curva, denominada de curva de regressão, a um conjunto de dados, com o objetivo de que ela represente a relação entre as variáveis, e que seja descrita por uma equação, chamada de equação de regressão (SILVA, 1959).

No mesmo caso da correlação, quando há o estudo de duas variáveis, tem-se a regressão simples, e no caso de mais de duas variáveis, fala-se em regressão múltipla (MARQUES e MARQUES, 2009). No modelo geral de regressão, sua equação é definida por:

$$Y = f(X) + \varepsilon \quad (8)$$

onde: X é a variável independente (variável explicativa e controlada pelo pesquisador), Y é a variável dependente (variável resposta), ε é a componente aleatória da variação de Y , e f é a função regressão.

2.8.1 Regressão linear simples (RS)

O modelo estatístico de uma regressão linear simples pode ser descrito como:

$$Y = \alpha + \beta X + \varepsilon \quad (9)$$

onde α e β são os parâmetros populacionais da regressão, sendo α , o intercepto, que representa o ponto que cruza o eixo das ordenadas, e β , o coeficiente de regressão linear, que representa o quanto varia a média de Y para o aumento de uma unidade da variável X (BUSSAB e MORETTIN, 2017).

Após estabelecido o modelo de regressão linear simples, Marques e Marques (2009) apontam que o modelo deve seguir os seguintes pressupostos;

- A relação entre X e Y é linear;
- A variável X não está sujeita a variações aleatórias, ou seja, os valores de X são fixos;
- $E(\varepsilon) = 0$, ou seja, a média do erro ε é zero;
- A variância do erro ε é sempre σ^2 , ou seja, $V(\varepsilon) = \sigma^2$;
- Os erros são independentes e assumem uma distribuição normal.

Segundo Bussab e Morettin (2017) para obtenção da reta ajustada, que é a estimação da reta de regressão linear populacional, os parâmetros α e β são estimados pelo Método dos Mínimos Quadrados (MMQ). As estimativas dos parâmetros α e β , são chamadas de a e b , respectivamente, e a equação de regressão estimada será dada por:

$$\hat{Y} = a + bX \quad (10)$$

Os termos a e b , da equação de regressão estimada podem ser calculados por:

$$a = \frac{\sum_{i=1}^n X_i^2 \sum_{i=1}^n Y_i - \sum_{i=1}^n X_i Y_i \sum_{i=1}^n X_i}{n \sum_{i=1}^n X_i^2 - (\sum_{i=1}^n X_i)^2} \quad (11)$$

$$b = \frac{n \sum_{i=1}^n X_i Y_i - \sum_{i=1}^n X_i \sum_{i=1}^n Y_i}{n \sum_{i=1}^n X_i^2 - (\sum_{i=1}^n X_i)^2} \quad (12)$$

Para Triola (2017) as equações de regressão podem ser aplicadas para a predição do valor de uma variável, quando conhecida o valor de outra variável. Para o mesmo autor, ao fazer as predições, recomenda-se seguir os seguintes itens:

- O gráfico da reta de regressão, no diagrama de dispersão, deve se ajustar aos dados de maneira razoavelmente boa;
- O coeficiente de correlação linear r indica que há uma correlação linear entre as duas variáveis;
- A predição não é para muito além do alcance dos dados amostrais disponíveis;
- Se a equação de regressão não for um bom modelo para predições, o melhor valor predito de uma variável é a sua média amostral.

2.8.1.1 Intervalo de predição para um y individual

Para se ter ideia da exatidão de uma predição, pode ser construído um intervalo de predição, que é uma estimativa intervalar de um valor predito da variável y (TRIOLA, 2017).

Dado um valor fixo e conhecido x_0 intervalo de predição para um valor individual y é:

$$\hat{Y} - E < Y < \hat{Y} + E \quad (13)$$

onde E é a margem de erro dada por:

$$E = t_{\frac{\alpha}{2}} \cdot s_e \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{n(x_0 - \bar{x})^2}{n(\sum x^2) - (\sum x)^2}} \quad (14)$$

sendo s_e , o erro-padrão de estimativa que é calculado pela equação (9).

$$s_e = \sqrt{\frac{\sum (y - \hat{y})^2}{n - 2}} \quad (15)$$

2.8.2 Regressão linear múltipla (RM)

O modelo estatístico de uma regressão linear múltipla pode ser descrito como:

$$y_j = \alpha + \beta_1 X_{1j} + \beta_2 X_{2j} + \dots + \beta_K X_{Kj} + \varepsilon_j \quad (16)$$

com $j = 1, 2, \dots, n$ e, sendo Y a variável dependente ou de resposta e X_1, X_2, \dots, X_k , as k ($k > 1$) variáveis independentes ou explicativas (MARQUES e MARQUES, 2009).

Ainda segundo Marques e Marques (2009) a equação de regressão linear múltipla estimada, na forma matricial, é dada por:

$$\hat{Y} = Xb \quad (17)$$

onde:

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} \hat{Y}_1 \\ \hat{Y}_2 \\ \vdots \\ \hat{Y}_n \end{bmatrix}, X = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{21} & \dots & X_{k1} \\ 1 & X_{12} & X_{22} & \dots & X_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & X_{1n} & X_{2n} & \dots & X_{kn} \end{bmatrix} \text{ e } b = \begin{bmatrix} a \\ b_1 \\ \vdots \\ b_k \end{bmatrix}$$

Os elementos da matriz b representam os coeficientes da regressão linear múltipla e são encontrados por meio da aplicação do MMQ que fornece:

$$b = (X'X)^{-1}X'Y \quad (18)$$

Assim como foi visto para a correlação linear simples, o coeficiente de correlação linear múltipla (R) também tem o propósito de determinar quantitativamente o grau de relação entre as variáveis envolvidas e é calculada matricialmente pela equação (13).

$$R = \sqrt{\frac{b'X'y}{y'y}} \quad (19)$$

onde $y = Y - \bar{Y}$

2.8.2.1 Método *Stepwise*

Quando se tem mais de uma variável independente candidata para o modelo de regressão, a estimação *Stepwise* ou método *Stepwise* é uma abordagem que ajuda a decidir quais variáveis são estatisticamente significativas para entrar no modelo (HAIR JR. et al, 2009). Inicialmente, o método inclui a variável que possui maior contribuição ao modelo e posteriormente, adiciona outras variáveis caso sejam significativas.

2.8.3 Coeficientes de determinação

O Coeficiente de determinação (r^2) da regressão linear simples é definida pela razão entre a soma de quadrados da regressão e a soma total de quadrados, e

é utilizada para se encontrar a proporção da variação em y que pode ser explicada pela relação linear entre x e y (TRIOLA, 2017).

No caso da regressão linear múltipla tem-se o Coeficiente de determinação múltiplo (R^2), que expressa a variação total de Y que é explicada pelo hiperplano da regressão (MARQUES e MARQUES, 2009). Com a adição de variáveis no modelo de regressão múltipla, é recomendado analisar o Coeficiente ajustado de determinação ($R^2_{aj.}$), que envolve um ajuste de R^2 com base no número de variáveis independentes e do tamanho da amostra (HAIR JR. et al., 2009).

Nos pacotes estatísticos se tem presente o Coeficiente de Determinação Predito ($R^2_{pd.}$) que indica a capacidade do modelo predizer as respostas para novas observações. Logo, quanto maior o $R^2_{pd.}$, melhor é a capacidade preditiva do modelo de regressão.

Todos estes coeficientes podem assumir valores entre 0 e 1, e quanto maior o valor de r^2 , R^2 ou $R^2_{aj.}$, maior o poder de explicação da equação de regressão e, portanto, melhor a previsão da variável dependente (HAIR JR. et al., 2009).

2.8.4 Regressão linear sem intercepto (RTO)

Quando o intercepto ou coeficiente angular α da reta de regressão linear é zero, o modelo de regressão é chamado de regressão linear que passa pela origem (*Regression Through the Origin* – RTO) ou regressão linear sem intercepto (GUJARATI e PORTER, 2011). Este modelo de regressão é descrito pela seguinte equação:

$$Y = \beta X + \varepsilon \quad (20)$$

O modelo de regressão linear sem intercepto é utilizado nos casos em que a variável resposta assume valor zero, quando os preditores também forem nulos, como por exemplo, um corpo em movimento retilíneo uniforme no tempo zero, percorrerá uma distância zero (VIEIRA, 2019), ou para um exemplo na área da economia, o risco nulo de um investimento terá um retorno esperado nulo (GUJARATI e PORTER, 2011).

De acordo com Gujarati e Porter (2011), mesmo que o modelo de regressão sem intercepto seja adequado para algumas aplicações, é necessário se atentar a uma exceção importante. O coeficiente de determinação R^2 do modelo de regressão que passa pela origem não pode ser comparado com o R^2 de modelos de regressão

com intercepto, pois o cálculo deste indicador é dado de forma diferente. Dessa forma, uma alternativa de comparar os modelos de regressão seria pelo erro médio da previsão.

2.8.5 Suposições em análise de regressão

Segundo Hair Jr. et al. (2009) determinadas suposições devem ser atendidas para que os modelos de regressão linear simples e múltipla sejam válidos. Para verificar se as suposições foram atendidas, são analisados os resíduos da regressão, que são definidas pela diferença entre os valores observados e previstos para a variável dependente. As suposições a serem examinadas são linearidade, homocedasticidade, independência dos termos de erro, normalidade da distribuição dos termos de erro e multicolinearidade.

2.8.5.1 Linearidade

A linearidade representa o grau em que a variação na variável é associada com a variável independente. Graficamente, qualquer padrão curvilíneo dos resíduos, indica a existência de uma relação não linear do modelo (HAIR JR. et al, 2009). Matematicamente, a linearidade pode ser verificada por meio do teste de falta de ajuste (*lack of fit*) que é constituído pelas seguintes hipóteses:

H_0 : o modelo linear é adequado (não há falta de ajuste).

H_1 : o modelo linear não é adequado (há falta de ajuste).

A estatística do teste para uma regressão simples é dado por:

$$F_0 = \frac{QM_{LOF}}{QM_{PE}} = \frac{\frac{SQ_{LOF}}{m-2}}{\frac{SQ_{PE}}{n-m}} \quad (21)$$

com:

$$SQ_{PE} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{n_i} (Y_{ij} - \bar{Y}_i)^2 \text{ e } SQ_{LOF} = \sum_{i=1}^m n_i (\hat{Y}_i - \bar{Y}_i)^2$$

sendo que: m é o número de níveis, n o tamanho amostral, SQ_{PE} a soma de quadrados do puro erro e SQ_{LOF} a soma de quadrados da falta de ajuste.

Já a estatística do teste para a regressão múltipla é dada por:

$$F_0 = \frac{QM_{LOF}}{QM_{PE}} = \frac{\frac{SQ_{LOF}}{m-p-1}}{\frac{SQ_{PE}}{n-m}} \quad (22)$$

onde: p é o número de variáveis independentes.

Conclusão do teste: se F_0 for significativo (menor do que o nível de significância), rejeita-se a hipótese nula.

2.8.5.2 Homocedasticidade

A homocedasticidade implica que a variância do erro é constante. Graficamente, se os resíduos se distribuírem de forma aleatória, sem padrão, a suposição de homocedasticidade é satisfeita. Para testar esta suposição, pode ser utilizado o teste de Levene que mede a igualdade de variâncias para um par de variáveis (HAIR JR. et al, 2009). Este teste possui as seguintes hipóteses:

$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_k^2$ (homocedasticidade)

H_1 : pelo menos um σ_i^2 é diferente, $i = 1, \dots, k$. (heterocedasticidade)

Antes de calcular a estatística F de Levene, é necessário realizar uma transformação dos dados originais, cuja fórmula é:

$$z_{ij} = |x_{ij} - \bar{x}_i|, i = 1, \dots, k, e j = 1, \dots, n_i$$

onde:

z_{ij} = dados após a transformação;

x_{ij} = dados originais;

\bar{x}_i = média do nível i , para os dados originais.

Após a transformação, calcula-se a estatística F dada por:

$$F = \frac{\sum_{i=1}^k \frac{n_i(\bar{z}_i - \bar{z}_{..})^2}{(k-1)}}{\frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (z_{ij} - \bar{z}_i)^2}{\sum_{i=1}^k (n_i - 1)}} \quad (23)$$

em que:

$$\bar{z}_i = \sum_{j=1}^{n_i} \frac{z_{ij}}{n_i} \text{ e } \bar{z}_{..} = \frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} z_{ij}}{\sum_{i=1}^k n_i}$$

Conclusão do teste: se o p-valor da estatística F for significativa (menor que o nível de significância), rejeita-se a hipótese de homocedasticidade.

2.8.5.3 Independência dos termos de erro

A independência dos resíduos significa que o valor previsto não está relacionado com qualquer outra previsão (HAIR JR. et al., 2009). Graficamente, caso os resíduos se distribuam de forma aleatória e de forma semelhante ao gráfico nulo de resíduos, a suposição de independência é satisfeita. Para testar esta suposição,

utiliza-se o teste de Durbin-Watson que verifica se a relação entre dois resíduos consecutivos é estatisticamente significativa (MARQUES e MARQUES, 2009). As hipóteses deste teste são:

$H_0: \rho = 0$ (existe independência)

$H_1: \rho \neq 0$ (existe dependência)

A estatística d de Durbin-Watson é dada por:

$$d = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (d_{i+1} - d_i)^2}{\sum_{i=1}^n d_i^2} \quad (24)$$

Conclusão do teste: comparar a estatística d com os valores críticos da tabela de Durbin-Watson, d_L e d_U , presente no ANEXO 1, e tomar a decisão de acordo com a QUADRO 5.

QUADRO 5: Decisão do teste Durbin-Watson

d	$[0, d_L[$	$[d_L, d_U[$	$[d_U, 4 - d_U[$	$[4 - d_U, 4 - d_L[$	$[4 - d_L, 4[$
Decisão	Rejeitar H_0 Dependência	Nada se pode concluir	Não rejeitar H_0 Independência	Nada se pode concluir	Rejeitar H_0 Dependência

Fonte: Marques & Marques (2009)

2.8.5.4 Normalidade da distribuição dos termos de erro

Uma forma simples de verificar a condição de normalidade, é por meio da construção de um histograma de resíduos e, em seguida, verificar visualmente se a distribuição se ajusta a uma curva normal, ou construir um gráfico de probabilidade normal e analisar se a reta residual se aproxima da normal, o que irá comprovar a existência de distribuição normal (HAIR JR. et al., 2009).

Outra forma de testar a normalidade é por meio do teste Anderson-Darling que apresenta as seguintes hipóteses:

H_0 : os dados seguem uma distribuição normal.

H_1 : os dados não seguem uma distribuição normal.

Conclusão o teste: se o p -valor do teste for maior que o nível de significância α , deve-se aceitar a hipótese nula, ou seja, não se rejeita a hipótese de normalidade do conjunto de dados.

2.8.5.5 Multicolinearidade

De acordo com Hair Jr. et al. (2009) a multicolinearidade indica a existência de forte correlação entre as variáveis independentes e pode ser medida por duas formas:

- Tolerância: definida como a quantia de variação da variável independente selecionada não explicada pelas outras variáveis independentes, ou seja:

$$Tolerância = 1 - R^2 \quad (25)$$

- Fator de Inflação de Variância (VIF): é calculado pelo inverso da tolerância e reflete diretamente o grau em que o erro padrão do modelo de regressão aumenta devido à multicolinearidade. Dessa forma, baixos valores de tolerância e altos valores de VIF, indicam alta multicolinearidade.

Ainda de acordo com Hair Jr. et al. (2009) a alta multicolinearidade (valores de VIF acima de 10) deve ser tratada, pois haverá impactos indesejados na estimação e explicação do modelo de regressão. No caso da estimação, altos valores de multicolinearidade levarão a redução da variação total explicada, diminuindo assim, o poder preditivo do modelo. Já para a explicação, a alta multicolinearidade poderá comprometer o teste de significância dos coeficientes de regressão, ocasionando interpretações erradas sobre os efeitos de cada variável independente na variável estatística de regressão.

2.8.6 Regressão Box-Cox

A utilização da transformação de dados denominada de Box-Cox (1964) é uma possível solução para que as suposições do modelo de regressão sejam satisfeitas. Dessa forma, ao aplicar uma transformação Box-Cox, a nova equação de regressão será expressa por:

$$Y_i^\lambda = \beta_1 + \beta_2 X_i + \varepsilon_i \quad Y > 0 \quad (26)$$

onde λ é um parâmetro que pode assumir diversos valores e cada um desses valores de λ determina a forma do modelo de regressão conforme o QUADRO 6.

QUADRO 6: Valor de λ com seu respectivo modelo de regressão

Valor de λ	Modelo de regressão
1	$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + \varepsilon_i$
2	$Y_i^2 = \beta_1 + \beta_2 X_i + \varepsilon_i$
0,5	$\sqrt{Y_i} = \beta_1 + \beta_2 X_i + \varepsilon_i$
0	$\ln Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + \varepsilon_i$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Y_i}} = \beta_1 + \beta_2 X_i + \varepsilon_i$
-1,0	$\frac{1}{Y_i} = \beta_1 + \beta_2 X_i + \varepsilon_i$

Fonte: Gujarati e Porter (2011)

2.9 COMPONENTES PRINCIPAIS

A análise de componentes principais é uma técnica estatística multivariada e tem o objetivo de reduzir a dimensionalidade dos dados transformando as variáveis originais que sejam altamente correlacionadas entre si em novas variáveis que não sejam correlacionadas, onde a primeira nova variável obtida explique a maior variação possível dos dados (MANLY e ALBERTO, 2019).

Segundo Manly e Alberto (2019) a obtenção das componentes principais se dá pelos seguintes passos:

1. Padronizar as p variáveis originais X_1, X_2, \dots, X_p para terem média zero e variâncias unitárias;
2. Calcular a matriz de correlação C que tem a seguinte forma:

$$C = \begin{bmatrix} 1 & c_{12} & \dots & c_{1p} \\ c_{21} & 1 & \dots & c_{2p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ c_{p1} & c_{p2} & & 1 \end{bmatrix}$$

3. Calcular os autovetores a_1, a_2, \dots, a_p e autovalores $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ da matriz C , sendo que os autovetores correspondem aos coeficientes das componentes principais e os autovalores são as variâncias das componentes principais;
4. Descartar as componentes que explicam somente uma pequena parte da variação total dos dados.

2.9.1 Regressão de Componentes Principais (PCR)

De acordo com Landim (2006) ao multiplicar as componentes principais da matriz de correlação pela matriz dos dados das p variáveis originais padronizadas, o resultado é uma matriz de contagem (*scores*) que pode ser utilizada como as novas variáveis independentes de um modelo de regressão denominado de regressão de componentes principais (*Principal Component Regression* – PCR). A equação de regressão é dada por:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 PC_{1i} + \beta_2 PC_{2i} + \dots + \beta_p PC_{pi} + \varepsilon_i \quad (27)$$

onde: PC_{pi} é a componente principal escolhida para o modelo.

As cinco suposições da regressão múltipla também devem ser atendidas para a regressão de componentes principais, no entanto, o fato de que as variáveis independentes são não correlacionadas, acaba eliminando o problema de multicolinearidade (DRAPER e SMITH, 1981).

2.10 REGRESSÃO DE MÍNIMOS QUADRADOS PARCIAIS (PLS)

De acordo com Wold et al. (2001) o modelo de regressão de mínimos quadrados parciais (*Partial Least Squares* – PLS) é enfatizado por desenvolver modelos de previsão e visa modelar as relações existentes entre conjuntos de variáveis de um determinado estudo por meio de variáveis latentes e é ideal em situações que exista alta multicolinearidade. Ainda segundo Wold et al. (2001), o modelo PLS é mais robusto à incerteza de medição, pois o modelo não assume que os preditores sejam fixos, o que significa que as variáveis possam ser medidas com erro.

Matematicamente, a equação de previsão do modelo PLS é expresso por:

$$\hat{Y}_k = \hat{\beta}_{k0} + \hat{\beta}_{k1} \hat{T}_1 + \hat{\beta}_{k2} \hat{T}_2 + \dots + \hat{\beta}_{kp} \hat{T}_p \quad (28)$$

onde: β_{ki} são os coeficientes provenientes da regressão entre as variáveis dependentes Y_k e as componentes T_i ($i = 1, 2, \dots, p$) que capturam as quantidades de variâncias explicadas nas variáveis preditoras.

A determinação do número ótimo de componentes é feito pelo processo de validação cruzada, que verifica o poder de cada componente adicionada no modelo e para o processo quando a inclusão de componentes se torna não significativa (WOLD et al., 2001).

Sabe-se que nos casos de regressão simples e múltipla a análise das suposições deve ser feita de forma rigorosa, porém para a regressão de mínimos quadrados parciais, as suposições não são vistas como um fator importante, pois os modelos criados pelo PLS são interpretados como os melhores conjuntos de previsões disponíveis para um estudo, dadas todas as limitações (FALK e MILLER, 1992).

2.11 AMOSTRAGEM

De acordo com Machado (2010) a amostragem tem objetivo de tirar conclusões entre populações e as amostras provenientes das mesmas. No entanto, deve-se primeiramente diferenciar população e amostra. População pode ser definida como um conjunto de elementos com uma característica comum observável. Já a amostra é um subconjunto da população, que apresenta características básicas de interesse da população.

Existem basicamente dois tipos de amostragens: a amostragem probabilística, quando todos os elementos da população têm probabilidade conhecida e diferente de zero de pertencer à amostra, e caso contrário a amostragem será do tipo não-probabilística (COSTA NETO, 2002).

2.11.1 Amostragem probabilística

Segundo Marques e Marques (2009) as técnicas de amostragem probabilística são:

- Amostragem casual simples: nesse processo de coleta de amostras, todos os elementos da população têm a mesma probabilidade de pertencer à amostra. Na prática, esta técnica equivale a um sorteio lotérico;
- Amostragem sistemática: esta técnica é uma forma simplificada da amostragem casual simples, exigindo que os elementos da população sejam ordenados e identificados e a retirada de cada elemento para compor a amostra seja feita periodicamente.
- Amostragem por meio de conglomerados: esta técnica é utilizada quando a população pode ser dividida em subpopulações razoavelmente heterogêneas, denominadas de conglomerados, e é

sorteado um número suficiente desses conglomerados para compor a amostra.

- Amostragem estratificada: esta técnica é utilizada quando a população pode ser dividida em subpopulações razoavelmente homogêneas, denominadas de estratos, e é sorteado um número suficiente de elementos de cada estrato para compor a amostra.

2.11.2 Amostragem não-probabilística

As técnicas mais usuais de amostragem não-probabilística são apresentadas a seguir:

- Amostragem por conveniência: nesta técnica os elementos da população são escolhidos conforme sua disponibilidade de participar do estudo ou do interesse do pesquisador (COOPER e SCHINDLER, 2016).
- Amostragem intencional: esta técnica se enquadra nos diversos casos que o pesquisador escolhe elementos para pertencer à amostra por julgar tais elementos bem representativos da população, porém este tipo de amostragem apresenta um perigo grande, pois o pesquisador pode se equivocar seu pré-julgamento (COSTA NETO, 2002).
- Amostragem por quotas: é o tipo de amostragem por julgamento, onde-se fixam-se cotas por determinados critérios, porém, dentro das cotas a escolha dos itens da amostra depende de julgamento pessoal. (MERRILL e FOX, 1997).

2.12 VALORES DE PERCENTIS DAS VARIÁVEIS ANTROPOMÉTRICAS

Quando conhecidos a média (\bar{x}) e o desvio-padrão (DP) populacional de uma variável antropométrica, como por exemplo, a estatura de adultos britânicos do sexo masculino, e que ainda é assumida que a distribuição é normal, se pode calcular o valor de qualquer percentil da variável (PHEASANT e HASLEGRAVE, 2005). Dessa forma, o percentil (p) de uma determinada variável X é calculada por:

$$X_p = \bar{x} + zDP \quad (29)$$

onde: z é uma constante que varia para cada percentil. A TABELA 4 apresenta alguns valores de z para percentis selecionados.

TABELA 4: Valores de z para percentis selecionados

p	z	p	z
1	-2,33	99	2,33
2,5	-1,96	97,5	1,96
5	-1,64	95	1,64
10	-1,28	90	1,28
25	-0,67	75	0,67
50	0,00		
0,1	-3,09	99,9	3,09
0,01	-3,72	99,99	3,72
0,001	-4,26	99,999	4,26

Fonte: Pheasant e Haslegrave (2005)

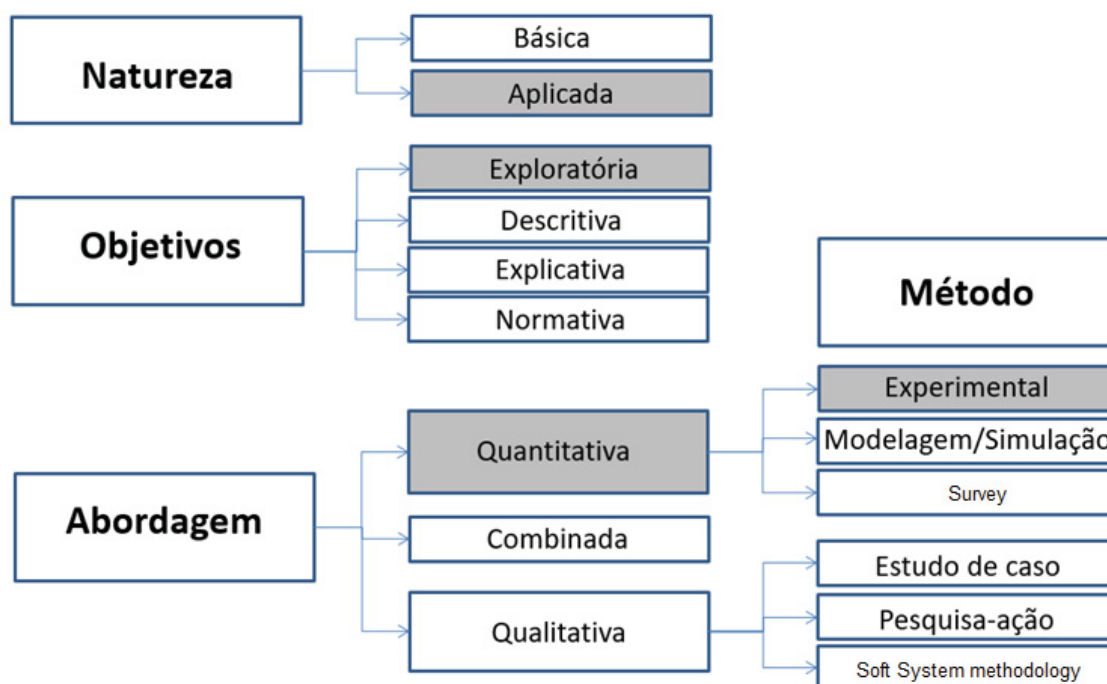
3 METODOLOGIA DA PESQUISA

Nesse capítulo serão apresentadas as metodologias aplicadas neste trabalho, sendo exposta a classificação da pesquisa, bem como a forma como foi feito a coleta, preparação e análise dos dados. Como esta pesquisa envolve seres humanos, o projeto de pesquisa foi protocolado no Comitê de Ética em Pesquisa (CEP) da Universidade Federal do Paraná (UFPR) e a coleta de dados só foi iniciada após o parecer de aprovação do CEP.

3.1 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA

De acordo com Nascimento e Souza (2015) uma pesquisa pode ser classificada quanto a sua natureza, seu objetivo, sua abordagem e por seu método. A FIGURA 16 apresenta a classificação da pesquisa adotada neste trabalho.

FIGURA 16: Classificação metodológica da pesquisa



Fonte: Adaptado de Turrioni e Mello (2012)

Quanto à natureza da pesquisa, este estudo se trata de uma pesquisa aplicada, na qual tem como característica fundamental o interesse na aplicação, utilização e consequências práticas dos conhecimentos teóricos (SILVA, 2005). Na pesquisa aplicada, sua preocupação está voltada na aplicação imediata de uma

realidade circunstancial e está menos voltada para o desenvolvimento de teorias de valor universal, que corresponde à pesquisa básica ou pura (GIL, 1994).

Em relação ao seu objetivo, esta pesquisa pode ser classificada em pesquisa exploratória, que tem como objetivo familiarizar-se com um tema pouco conhecido e explorado (GIL, 2017). Ainda segundo Gil (2017), geralmente a pesquisa exploratória é iniciada com a realização de uma pesquisa bibliográfica, analisando problemas semelhantes ou exemplos análogos que podem estimular a compreensão do tema a ser explorado.

Do ponto de vista da abordagem, a pesquisa tem caráter quantitativo, que tem como principal característica o ato de mensurar as variáveis da pesquisa (MARTINS, 2012). Além da mensurabilidade, Bryman (1989) aponta que a pesquisa quantitativa também se preocupa em possuir as características de:

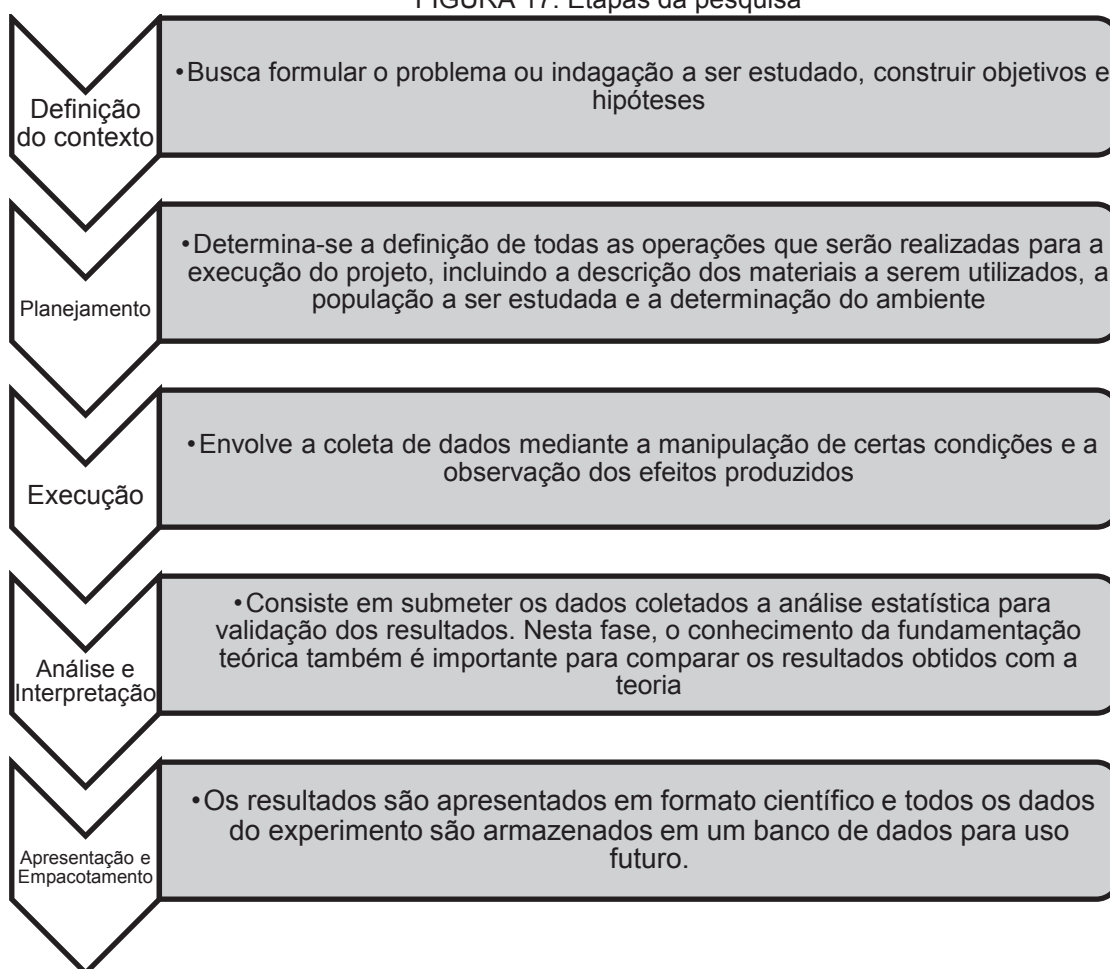
- Causalidade: busca verificar a existência de relação de causa e efeito entre variáveis independentes e dependentes;
- Generalização: possibilidade da metodologia adotada ou dos resultados obtidos da pesquisa serem generalizados para situações diferentes da área da pesquisa;
- Replicação: possibilidade de um pesquisador repetir uma pesquisa de outro e obter os mesmos resultados.

Quanto ao método ou procedimento técnico, esta pesquisa é do tipo experimental, que se caracteriza em desenvolver um experimento, na qual serão manipuladas diretamente as variáveis relacionadas com o objeto de estudo, de modo a responder por que um fenômeno é produzido (GIL, 2017).

3.2 ETAPAS DA PESQUISA

Esta pesquisa foi delineada com base nas etapas de pesquisa experimental propostas por Gil (2017) e Sampieri et al. (2013), dadas na FIGURA 17.

FIGURA 17: Etapas da pesquisa



Fonte: Adaptado de Gil (2017) e Sampieri et al. (2013)

3.2.1 População e amostra

O presente estudo utilizou informações de adultos, na faixa etária entre 18 e 80 anos, localizada na região de Curitiba. Foram selecionados para coleta, 60 indivíduos, sendo 30 do sexo masculino e 30 do sexo feminino, e que estejam fisicamente aptos e sem nenhuma deformidade física dos membros.

O tipo de amostragem utilizado foi a amostragem por conveniência, pelo fato de ser mais simples, barata, pela liberdade do pesquisador poder selecionar os participantes que tenham disponibilidade de participar do estudo e, ainda por cima pela dificuldade da obtenção da amostra devido às restrições impostas pela pandemia de infecção de SARS-CoV-2 (Covid 19).

Quanto as variáveis do estudo, foram coletados a Estatura (H), a Idade (ID), o Sexo (SX), o comprimento do pé (FL), a largura do pé (FB), e mais 30 variáveis antropométricas das mãos de cada indivíduo, dadas no QUADRO 7.

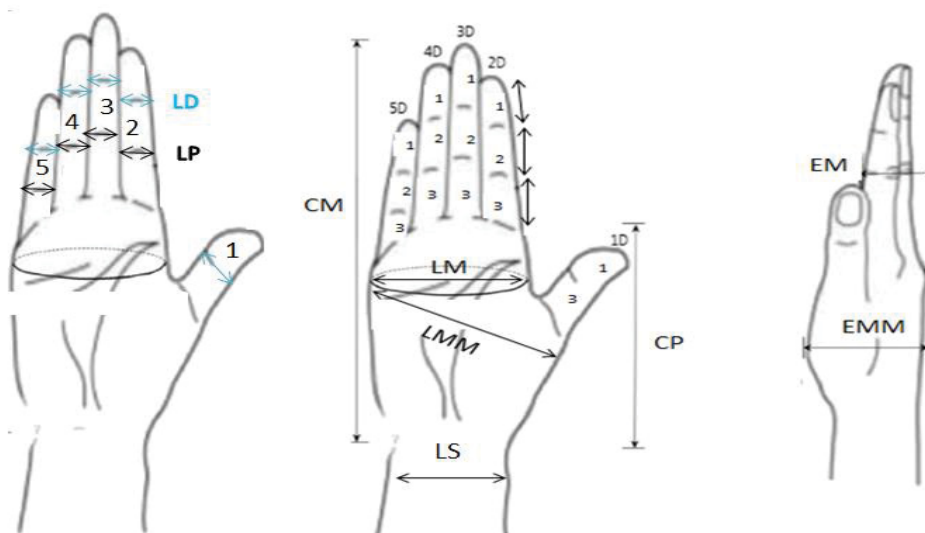
QUADRO 7: Variáveis antropométricas da mão

Sigla	Definição
CM	Comprimento da Mão
LM	Largura da Mão
LMM	Largura Máxima da Mão
CP	Comprimento da Palma
LS	Largura do Punho
EM	Espessura da Mão
EMM	Espessura Máxima da Mão
1D1, 1D3	Comprimento da falange distal e falange proximal do dedo polegar, respectivamente
2D1, 2D2, 2D3	Comprimento da falange distal, falange média e falange proximal do dedo indicador, respectivamente
3D1, 3D2, 3D3	Comprimento da falange distal, falange média e falange proximal do dedo médio, respectivamente
4D1, 4D2, 4D3	Comprimento da falange distal, falange média e falange proximal do dedo anelar, respectivamente
5D1, 5D2, 5D3	Comprimento da falange distal, falange média e falange proximal do dedo mínimo, respectivamente
LDn	Largura distal, com n variando de 1 a 5 (1=polegar, 2=indicador, 3=médio, 4=anelar, 5=mínimo)
LPn	Largura proximal, com n variando de 2 a 5 (2=indicador, 3=médio, 4=anelar, 5=mínimo)

Fonte: O autor (2021)

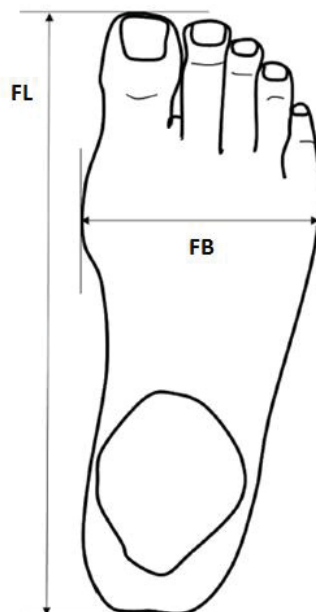
A FIGURA 18 ilustra as partes da mão selecionadas para medição e a FIGURA 19 apresenta as duas variáveis dos pés a serem aferidas: comprimento do pé (FL) e a largura do pé (FB).

FIGURA 18: Partes da mão selecionadas para medição



Fonte: Adaptado de Jee e Yun (2015)

FIGURA 19: Comprimento do pé (FL) e largura do pé (FB)



Fonte: Adaptado de Wonjoon et. al (2018)

3.2.2 Materiais utilizados

A Estatura (H) do indivíduo foi medida com um estadiômetro de bolso (Cescorf), onde a pessoa teve que permanecer descalça para medição correta da variável, conforme ilustrado na FIGURA 20.

FIGURA 20: Medição da estatura



Fonte: O autor (2021)

O estadiômetro de bolso também foi utilizado para aferir o comprimento e a largura do pé. Para a aferição dessas variáveis, o participante teve que ficar sentado, com o pé descalço sobre o chão e o equipamento posicionado com as hastes paralelas, como mostra a FIGURA 21.

FIGURA 21: Medição das variáveis do pé direito. (a) largura do pé; (b) comprimento do pé



Fonte: O autor (2021)

Após a realização das medições das variáveis do pé, foi questionado ao participante o número de seu calçado, para verificar se a medida obtida do comprimento do pé está em conformidade com a norma NBR 15159:2008, que apresenta a relação do comprimento do pé com a numeração da forma de calçados (TABELA 5).

TABELA 5: Comprimento do pé de acordo com a numeração da forma

Numeração	Comprimento (mm)
32	206,8 a 213,3
33	213,4 a 220,0
34	220,1 a 226,7
35	226,8 a 233,3
36	233,4 a 240,0
37	240,1 a 246,7
38	246,8 a 253,3
39	253,4 a 260,0
40	260,1 a 266,7
41	266,8 a 273,3
42	273,4 a 280,0

Fonte: NBR 15159:2008 (adaptado)

As 30 variáveis da mão foram medidas com um paquímetro universal digital 200mm (Zaas 01,0013) – resolução 0,01mm e exatidão +/- 0,02mm, onde o participante teve que permanecer sentado, com a mão direita esticada sobre uma mesa e com a palma voltada para cima, conforme ilustrado na FIGURA 22.

FIGURA 22: Medição das variáveis da mão direita



FONTE: O autor (2021)

3.2.3 Técnicas estatísticas utilizadas

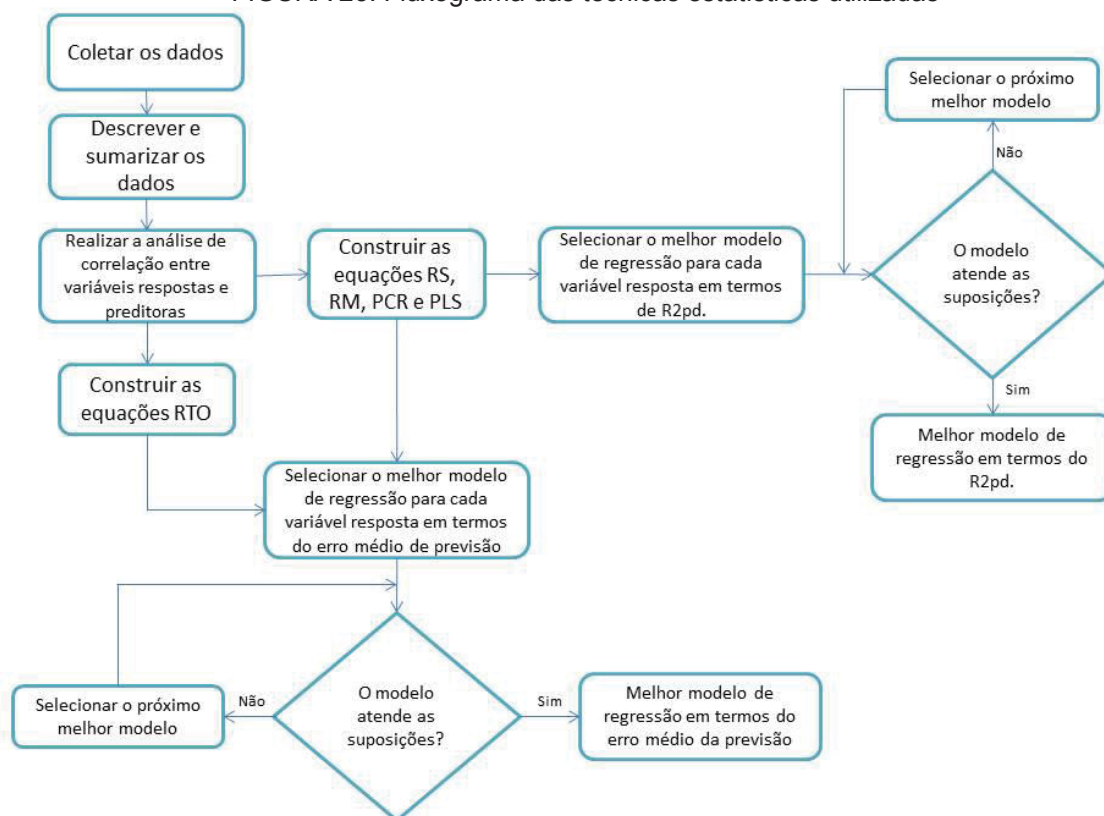
As técnicas estatísticas aplicadas ao longo do desenvolvimento do estudo são descritas abaixo:

- Coeficiente de Correlação de Pearson (r): este coeficiente foi utilizado para observar a existência de relação entre as variáveis respostas (30 variáveis da mão) e as variáveis preditoras (estatura, comprimento e largura do pé);
- Regressão Linear Simples: foram construídas equações de regressão linear simples para predição das variáveis antropométricas da mão a partir da estatura, das dimensões do pé e da variável sexo. O poder preditivo das equações é avaliado pelo Coeficiente de Determinação Predito (R^2_{pd} .)
- Regressão Linear Múltipla: a equação de regressão linear múltipla foi formulada para melhorar a exatidão das variáveis antropométricas da mão, adicionando e combinando mais de uma variável ao modelo;

- Regressão Linear sem intercepto: este modelo de regressão foi aplicado para verificar se a retirada da constante tornaria o modelo mais ajustado e com maior capacidade de realizar previsões de novos valores;
- Regressão de Componentes Principais: o modelo de regressão de componentes principais foi aplicada para transformar as variáveis preditoras originais em novas variáveis independentes não-correlacionadas entre si, com intuito de tratar as suposições violadas pelos modelos anteriores e melhorar a capacidade preditiva;
- Regressão de Mínimos Quadrados Parciais: este modelo de regressão foi construído de modo a atingir os mesmos objetivos da regressão de componentes principais, que é atender as suposições dos resíduos e aumentar a capacidade preditiva do modelo.

Estas técnicas estatísticas serão utilizadas conforme o fluxograma da FIGURA 23.

FIGURA 23: Fluxograma das técnicas estatísticas utilizadas



3.3 ANÁLISE CRÍTICA DE RISCOS DA PESQUISA

Os riscos inerentes ou decorrentes da pesquisa aos participantes podem estar relacionados a desconforto durante as medições antropométricas, como por exemplo, os bicos do paquímetro, que por serem pontiagudos, podem causar incômodos ao voluntário, quando é feita a aferição das dimensões da mão. Outro risco é o contágio de vírus e bactérias devido ao compartilhamento dos instrumentos de coleta de dados. A possibilidade da ocorrência destes riscos é mínima ao participante e é de caráter não invasivo.

Para evitar o contágio de vírus e bactérias, os instrumentos de coleta de dados, como o estadiômetro e o paquímetro, foram higienizados após o uso de cada participante. Também foi disponibilizado, no local da pesquisa, gel antisséptico para desinfetar a mão dos participantes e pesquisadores.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo serão analisados estatisticamente os dados coletados das amostras, abordando os assuntos de estatística descritiva, análise de correlação e análise da regressão. Todos os cálculos presentes neste capítulo foram realizados com o *software* Minitab 17.

4.1 ESTATÍSTICA DESCRITIVA E VERIFICAÇÃO DA NORMALIDADE DOS DADOS

Como ponto de partida, foi feita uma organização e descrição de toda a amostra, calculando-se a média, mediana (Me) e desvio-padrão (DP) para as 34 variáveis do estudo. Também foi verificada se os dados assumem a suposição de normalidade por meio do teste Anderson Darling, que afirma que se o p-valor do teste for maior ou igual ao nível de significância (0,05), a hipótese de normalidade é aceita. A verificação da normalidade é realizada neste momento, pois é um pressuposto importante antes de se dar início a análise da regressão. A estatística descritiva para os dados gerais e o teste de normalidade é apresentada na TABELA 6.

TABELA 6: Estatística descritiva para os dados gerais

(continua)

GERAL									
Var.	Média	Me	DP	p-valor	Var.	Média	Me	DP	p-valor
ID ⁺	38,75	34	16,11	<0,0005	LD2	15,73	15,42	1,70	0,502
H ⁺⁺	165,66	167,5	9,91	0,302	LP2	18,03	17,94	1,89	0,866
FL	24,78	24,85	1,62	0,623	3D1	27,29	27,57	1,95	0,697
FB	10,38	10,3	1,06	0,147	3D2	25,59	25,63	2,67	0,517
CP	102,74	103,42	7,12	0,593	3D3	24,91	24,74	2,57	0,134
CM	178,75	179,96	11,87	0,421	LD3	16,13	15,95	1,73	0,373
LM	80,53	80,19	6,78	0,885	LP3	18,16	18,16	1,71	0,963
LMM	104,28	104,09	9,85	0,495	4D1	26,60	27,08	2,07	0,057
LP	55,09	54,35	5,90	0,644	4D2	23,51	23,54	2,51	0,845
EM	16,52	16,45	1,74	0,885	4D3	21,90	22,00	2,33	0,569
EMM	39,13	38,69	5,44	0,228	LD4	14,60	14,59	1,65	0,554
1D1	33,31	33,66	2,16	0,119	LP4	17,01	16,99	1,62	0,936
1D3	26,82	26,42	3,66	0,306	5D1	24,14	24,46	2,13	0,141

TABELA 6: Estatística descritiva para os dados gerais

(conclusão)

GERAL									
Var.	Média	Me	DP	p-valor	Var.	Média	Me	DP	p-valor
LD1	19,33	19,4	2,11	0,641	5D2	16,68	16,14	2,27	0,054
2D1	26,02	25,74	2,06	0,434	5D3	17,24	17,08	2,13	0,119
2D2	22,16	22,35	2,46	0,391	LD5	13,35	13,21	1,67	0,271
2D3	22,97	22,83	2,43	0,954	LP5	15,17	15,06	1,71	0,411

* Valor adimensional

**Valor em centímetros

Para as demais variáveis, valor em milímetros

Fonte: O autor (2021)

Na análise dos dados da TABELA 6, foram calculadas elementos da estatística descritiva para obter conhecimento geral sobre a amostra, por exemplo, na variável Idade, a média dos indivíduos é de 38,75 anos, a mediana é de 34 anos, ou seja, 50% da amostra possuem idade menor do que 34 anos e outros 50% possuem idade maior do que 34 anos, e o desvio-padrão é de 16,11 anos, o que representa grande amplitude na idade da amostra. Em relação a verificação da normalidade, observou-se que apenas a variável idade teve a suposição de normalidade rejeitada. Isso aconteceu devido à amostragem ser do tipo por conveniência, sendo assim, não houve um planejamento para a estratificação de idades. Dessa forma, a variável idade, por não apresentar normalidade, não será utilizada como uma variável preditora no estudo da regressão.

A TABELA 7 apresenta as mesmas medidas da tabela anterior, porém dividida para os sexos masculino e feminino.

TABELA 7: Estatística descritiva para os sexos masculino e feminino

MASCULINO					FEMININO				
Var.	Média	Me	DP	p-valor	Var.	Média	Me	DP	p-valor
ID [*]	37,03	32	15,01	<0,005	ID [*]	40,46	35	17,23	0,009
H ^{**}	172,19	170	6,95	0,242	H ^{**}	159,12	160,25	7,94	0,246
FL	25,9	25,55	1,14	0,302	FL	23,67	23,95	1,21	0,119
FB	10,70	10,5	1,07	0,365	FB	10,06	10,2	0,97	0,056
CP	106,74	107,74	6,11	0,087	CP	98,75	99,74	5,72	0,229
CM	185,73	186,18	9,93	0,249	CM	171,82	174,75	9,36	0,007
LM	85,13	84,65	4,95	0,795	LM	75,92	75,71	5,03	0,565
LMM	111,06	111,45	7,47	0,447	LMM	97,51	98,01	6,83	0,044
LP	58,05	57,56	5,21	0,572	LP	52,13	52,14	5,07	0,360
EM	17,37	17,26	1,35	0,308	EM	15,67	15,37	1,68	0,230
EMM	41,03	40,50	4,86	0,507	EMM	37,23	36,05	5,39	0,193
1D1	34,17	34,59	2,13	0,030	1D1	32,45	32,47	1,86	0,791
1D3	27,54	27,02	3,42	0,132	1D3	26,10	25,5	3,81	0,140
LD1	20,39	20,53	1,39	0,790	LD1	18,27	25,5	3,81	0,887
2D1	26,94	27,34	1,75	0,333	2D1	25,09	25,17	1,96	0,829
2D2	22,55	22,40	2,31	0,536	2D2	21,77	22,21	2,59	0,576
2D3	23,27	23,39	2,51	0,946	2D3	22,75	22,78	2,36	0,742
LD2	16,40	16,48	1,33	0,571	LD2	15,06	15,27	1,78	0,146
LP2	19,01	19,08	1,40	0,653	LP2	17,05	16,95	1,82	0,427
3D1	28,09	27,98	1,68	0,904	3D1	26,50	26,52	1,90	0,696
3D2	26,27	26,40	2,87	0,430	3D2	24,90	25,03	2,31	0,903
3D3	25,42	25,19	2,45	0,489	3D3	24,40	24,11	2,63	0,135
LD3	16,77	16,92	1,45	0,215	LD3	15,49	15,41	1,78	0,409
LP3	19,02	18,86	1,31	0,855	LP3	17,29	17,37	1,64	0,815
4D1	27,39	27,77	1,75	0,024	4D1	25,82	25,97	2,09	0,777
4D2	24,42	24,49	2,63	0,905	4D2	22,60	22,66	2,04	0,874
4D3	22,24	22,57	2,14	0,586	4D3	21,56	21,45	2,50	0,621
LD4	15,19	15,01	1,47	0,149	LD4	14,01	14,33	1,63	0,443
LP4	17,88	17,71	1,36	0,566	LP4	16,14	16,05	1,40	0,764
5D1	25,20	25,3	1,71	0,520	5D1	23,08	23,30	1,99	0,533
5D2	17,22	17,60	2,47	0,273	5D2	16,13	15,68	1,94	0,222
5D3	17,94	18,24	2,21	0,821	5D3	16,53	15,99	1,81	0,171
LD5	14,14	14,17	1,42	0,319	LD5	12,56	12,73	1,54	0,493
LP5	16,00	16,33	1,48	0,472	LP5	14,34	14,17	1,52	0,311

* Valor adimensional

**Valor em centímetros

Para as demais variáveis, valor em milímetros

Fonte: O autor (2021)

Ao observar os dados da TABELA 7, verifica-se que a variável idade, para ambos os sexos, não assume normalidade pelo mesmo motivo da falta de planejamento de estratificação. Outras variáveis que não se ajustaram a uma distribuição normal foram a primeira falange do dedo polegar (1D1) e a primeira falange do dedo anelar (4D1) do sexo masculino, e o comprimento da mão (CM) e a largura máxima da mão (LMM) do sexo feminino. Devido a essas variáveis não assumirem normalidade, optou-se em realizar as inferências estatísticas com os dados gerais, incluindo o sexo como uma variável preditora categórica.

4.2 ANÁLISE DA CORRELAÇÃO

Para verificar como as variáveis estatura (H), comprimento do pé (FL) e largura do pé (FB), se relacionam com as variáveis da mão, a TABELA 8 apresenta a matriz de correlação entre essas variáveis. Para cada coeficiente de correlação linear de Pearson encontrado, é mostrado o seu p-valor, cuja interpretação é que caso o p-valor seja menor que o nível de significância (0,05), a correlação entre as variáveis será significativa.

TABELA 8: Matriz de correlação

(continua)

Var.	H	FL	FB	Var.	H	FL	FB
CP	0,693	0,742	0,381	3D1	0,590	0,653	0,247
p-valor	0,000	0,000	0,003	p-valor	0,000	0,000	0,057
CM	0,763	0,848	0,359	3D2	0,505	0,542	0,040
p-valor	0,000	0,000	0,005	p-valor	0,000	0,000	0,764
LM	0,613	0,623	0,305	3D3	0,320	0,432	0,260
p-valor	0,000	0,000	0,018	p-valor	0,013	0,001	0,045
LMM	0,675	0,706	0,267	LD3	0,315	0,256	-0,095
p-valor	0,000	0,000	0,040	p-valor	0,014	0,048	0,471
LP	0,505	0,480	0,086	LP3	0,483	0,442	0,085
p-valor	0,000	0,000	0,000	p-valor	0,000	0,000	0,517
EM	0,440	0,453	0,141	4D1	0,455	0,584	0,485
p-valor	0,000	0,000	0,283	p-valor	0,000	0,000	0,000

TABELA 8: Matriz de correlação

(conclusão)

Var.	H	FL	FB	Var.	H	FL	FB
EMM	0,322	0,297	0,237	4D2	0,502	0,496	0,094
p-valor	0,012	0,021	0,068	p-valor	0,000	0,000	0,473
1D1	0,512	0,579	0,328	4D3	0,220	0,250	0,205
p-valor	0,000	0,000	0,010	p-valor	0,091	0,054	0,117
1D3	0,397	0,371	0,138	LD4	0,351	0,299	-0,144
p-valor	0,002	0,003	0,292	p-valor	0,006	0,020	0,271
LD1	0,437	0,427	0,157	LP4	0,513	0,483	0,031
p-valor	0,000	0,001	0,232	p-valor	0,000	0,000	0,817
2D1	0,525	0,561	0,211	5D1	0,594	0,675	0,337
p-valor	0,000	0,001	0,232	p-valor	0,000	0,000	0,008
2D2	0,510	0,505	-0,009	5D2	0,497	0,447	0,025
p-valor	0,000	0,000	0,947	p-valor	0,000	0,000	0,848
2D3	0,287	0,349	0,080	5D3	0,215	0,256	0,158
p-valor	0,026	0,006	0,541	p-valor	0,099	0,049	0,228
LD2	0,274	0,258	0,016	LD5	0,328	0,301	-0,095
p-valor	0,034	0,046	0,904	p-valor	0,010	0,019	0,471
LP2	0,441	0,423	0,142	LP5	0,345	0,334	0,046
p-valor	0,000	0,001	0,280	p-valor	0,007	0,009	0,729

Fonte: O autor (2021)

De acordo com a matriz de correlação da TABELA 8, o comprimento do pé (FL) e o comprimento da mão (CM) são as variáveis que possuem maior correlação entre si ($r=0,848$), em seguida tem-se a estatura (H) e o comprimento da mão (CM) com $r=0,763$, e o comprimento do pé (FL) e comprimento da palma (CP) com $r=0,742$.

Em relação à análise de significância da correlação, se observou que a largura do pé (FB) é uma variável que não apresenta correlação significativa com as variáveis da mão, pois para a maioria das variáveis o p-valor obtido foi maior que o nível de significância. Isto ainda significa que a largura do pé possa não apresentar contribuições caso seja utilizada como uma variável preditora nos modelos de regressão.

4.3 ANÁLISE DA REGRESSÃO SIMPLES E MÚLTIPLA

A TABELA 9 apresenta as equações de regressão para cada uma das variáveis da mão. Foi utilizado o método *Stepwise* para a escolha das variáveis preditoras que são significativas para o modelo de regressão. Para cada equação de regressão, as 5 suposições foram analisadas por meio do teste de normalidade (TN), teste de Levene (TL), teste de Durbin-Watson (TDW), teste de falta de ajuste (LOF – *Lack of Fit*) e cálculo do VIF (*Variance Inflation Factor*).

TABELA 9: Equações de regressão linear simples e múltipla

(continua)

Var. resp.	Var. pred.	Suposições			R ² pd.	Equação de Regressão
CP	FL	TN=0,422 TL=0,757	TDW=1,706 LOF=0,118		0,5180	CP=21,80+3,266FL
CM	FL	TN=0,598 TL=0,845	TDW=1,523 LOF=0,830		0,6994	CM=24,6+6,218FL
LM	FL SX	TN=0,342 TL=0,974	TDW=1,521 LOF=0,797	VIF=1,92	0,4653	(F) LM=45,7+1,275FL (M) LM=52,1+1,275FL
LMM	FL SX	TN=0,285 TL=0,313	TDW=1,911 LOF=0,338	VIF=1,92	0,5273	(F) LMM=34,9+2,644FL (M) LMM=42,6+2,644FL
LP	EST SX	TN=0,822 TL=0,737	TDW=1,788 LOF=0,392	VIF=1,79	0,2306	(F) LP=23,4+0,01808EST (M) LP=26,9+0,01808EST
EM	SX	TN=0,069 TL=0,432	TDW=2,085 LOF=N/A		0,1904	EM=15,672+0F+1,706M
EMM	SX	TN=0,131 TL=0,642	TDW=1,716 LOF=N/A		0,0627	EMM=37,237+0F+3,8M
1D1	FL	TN=0,06 TL=0,956	TDW=1,915 LOF=0,766		0,2919	1D1=14,11+0,775FL
1D3	EST	TN=0,054 TL=0,893	TDW=1,786 LOF=1		0,1092	1D3=2,48+0,01470EST
LD1	EST	TN=0,345 TL=0,463	TDW=1,971 LOF=0,755		0,1378	LD1=3,88+0,00933EST
2D1	FL	TN=0,777 TL=0,843	TDW=1,615 LOF=0,984		0,2707	2D1=8,27+0,716FL
2D2	FL FB SX	TN=0,751 TL=0,364	TDW=1,743 LOF=0,826	VIF=2,14(F) VIF=1,23(FB) VIF=1,92(SX)	0,2767	(F) 2D2=-3,34+1,33FL-0,635FB (M) 2D2=-5,11+1,33FL-0,635FB

TABELA 9: Equações de regressão linear simples e múltipla

(conclusão)

Var. resp.	Var. pred.	Suposições		R ² pd.	Equação de Regressão
2D3	FL	TN=0,873 TL=0,334	TDW=1,727 LOF=0,88	0,0619	2D3=10+0,523FL
LD2	SX	TN=0,326 TL=0,491	TDW=1,828 LOF=N/A	0,0993	LD2=15,062+0F+1,345M
LP2	SX	TN=0,852 TL=0,492	TDW=1,847 LOF=N/A	0,2216	LP2=17,054+0F+1,963M
3D1	FL	TN=0,795 TL=0,518	TDW=1,762 LOF=0,795	0,3838	3D1=7,75+0,788FL
3D2	FL FB	TN=0,074 TL=0,569	TDW=2,060 LOF=0,927	VIF=1,23 0,2642	3D2=5,40+1,064FL-0,596FB
3D3	FL	TN=0,079 TL=0,1864	TDW=1,981 LOF=0,806	0,1335	3D3=7,87+0,687FL
LD3	SX	TN=0,639 TL=0,623	TDW=1,735 LOF=N/A	0,0779	LD3=15,499+0F+1,280M
LP3	SX	TN=0,690 TL=0,364	TDW=1,857 LOF=N/A	0,2078	LP3=17,296+0F+1,731M
4D1	FL FB	TN=0,474 TL=0,425	TDW=1,800 LOF=0,804	VIF=1,23 0,3519	4D1=6,21+0,581FL+0,558FB
4D2	FL	TN=0,067 TL=0,389	TDW=2,091 LOF=0,956	0,2026	4D2=4,47+0,768FL
4D3	FL	TN=0,872 TL=0,951	TDW=1,545 LOF=0,797	0,0060	4D3=12,98+0,360FL
LD4	FB SX	TN=0,723 TL=0,935	TDW=1,572 LOF=0,05	VIF=1,1 0,1031	(F) LD4=18,38-0,433FB (M) LD4=19,83-0,433FB
LP4	SX	TN=0,654 TL=0,946	TDW=1,744 LOF=N/A	VIF=1 0,2426	LP4=16,140+0F+1,745M
5D1	FL	TN=0,555 TL=0,668	TDW=1,681 LOF=0,987	0,4213	5D1=2,11+0,889FL
5D2	EST	TN=0,171 TL=0,799	TDW=1,891 LOF=0,797	0,2055	5D2=-2,19+0,01139EST
5D3	SX	TN=0,866 TL=0,198	TDW=1,609 LOF=N/A	0,0498	5D3=16,534+0F+1,415M
LD5	FB SX	TN=0,566 TL=0,739	TDW=1,854 LOF=0,155	VIF=1,1 0,2015	(F) LD5=16,74-0,415FB (M) LD5=18,51-0,415FB
LP5	SX	TN=0,786 TL=0,845	TDW=1,848 LOF=N/A	0,1860	LP5=14,344+0F+1,660M

Fonte: O autor (2021)

Conforme os resultados da TABELA 9 observa-se que foram construídas equações de regressão para cada uma das variáveis da mão, sendo que o método *Stepwise* determinou se o modelo de regressão seria do tipo simples (uma variável preditora significativa) ou múltiplo (mais de uma variável preditora significativa).

Em relação às suposições, o teste de Levene que verifica a igualdade de variâncias e o teste Anderson-Darling para verificação de normalidade obtiveram valores maiores que o nível de significância de 0,05, indicando a aceitação das hipóteses de homocedasticidade e normalidade.

O teste *Lack of Fit* (LOF) também obteve valores maiores que 5%, indicando que o modelo linear é adequado, ou seja, a suposição de linearidade é aceita. O fator de inflação de variância (VIF) apresentou valores abaixo de 10, o que indica que as variáveis independentes são não correlacionadas, ou seja, apresentam baixa multicolinearidade. Cabe ainda ressaltar que o VIF é exibido apenas quando o modelo de regressão é multivariado, pois não faz sentido verificar a multicolinearidade apenas para uma variável preditora.

Para a validação da suposição de independência, foi verificado se o valor TDW se encontra entre o intervalo $[d_U, 4-d_U]$, sendo que o valor d_U é dado pela tabela Durbin-Watson do ANEXO 1, e varia de acordo com o tamanho amostral n e o número de variáveis independentes k . Dessa forma, para $n=60$ e $k=1, 2$ e 3 , o valor de TDW deve estar entre os seguintes intervalos:

$$1,616 \leq TDW < 2,384 \text{ para } n=60 \text{ e } k=1$$

$$1,652 \leq TDW < 2,348 \text{ para } n=60 \text{ e } k=2$$

$$1,689 \leq TDW < 2,311 \text{ para } n=60 \text{ e } k=3$$

Com base nesses intervalos, 5 equações de regressão (CM, LM, 4D3, LD4 e 5D3) apresentaram valores de TDW fora dos intervalos, o que indica a existência de dependência entre os resíduos. Devido ao não atendimento de suposição de independência, as 5 equações não serão utilizadas para fins de previsão.

4.3.1 Análise de regressão linear sem intercepto

A análise de regressão linear sem intercepto foi realizada com as mesmas etapas da análise de regressão simples e múltipla, ou seja, construção das equações da regressão pelo método *Stepwise*, cálculo de $R^2_{pd.}$, e verificação das

suposições. A TABELA 10 apresenta os resultados das equações de regressão linear sem intercepto.

TABELA 10: Equações de regressão linear sem intercepto

(continua)

Var. resp.	Var. pred.	Suposições			R ² pd.	Equação de Regressão
CP	FL	TN=0,376	TDW=1,654	VIF=2,19(FL)	0,9976	(F) CP=4,165FL
	SX	TL=0,734	LOF=0,131	VIF=2,19(SX)		(M) CP=-1,13+4,165FL
CM	FB	TN=0,124	TDW=1,798	VIF=2,11(FB)	0,9547	(F) $CM^{\lambda}-1/\lambda g^{(\lambda-1)}=3,835FB$
	SX	TL=0,845	LOF=0,235	VIF=2,11(SX)		(M) $CM^{\lambda}-1/\lambda g^{(\lambda-1)}=12,26+3,835FB$ com $\lambda=4$ e $g=178,367$
LM	EST	TN=0,700	TDW=1,670	VIF=2,17(EST)	0,9957	(F) LM=0,0475EST
	SX	TL=0,857	LOF=0,562	VIF=2,17(SX)		(M) LM=3,19+0,0475EST
LMM	FL	TN=0,166	TDW=1,893	VIF=2,19(FL)	0,9958	(F) LMM=4,111FL
	SX	TL=0,313	LOF=0,270	VIF=2,19(SX)		(M) LMM=4,57+4,111FL
LP	EST	TN=0,888	TDW=1,728		0,9913	LP=0,033247EST
EM	EST	TN=0,738	TDW=2,131		0,9908	EM=0,009967EST
		TL=0,065	LOF=0,378			
EMM	EST	TN=0,339	TDW=1,836		0,9825	EMM=0,023604EST
		TL=0,805	LOF=0,059			
1D1	FL	TN=0,125	TDW=1,864	VIF=2,19(FL)	0,9966	(F) 1D1=1,3680FL
	SX	TL=0,940	LOF=0,478	VIF=2,19(SX)		(M) 1D1=-1,258+1,3680FL
1D3	FL	TN=0,186	TDW=1,901	VIF=2,19(FL)	0,9835	(F) 1D3=1,1022FL
	SX	TL=0,111	LOF=0,747	VIF=2,19(SX)		(M) 1D3=-1,007+1,1022FL
LD1	EST	TN=0,484	TDW=1,912		0,9901	LD1=0,011662EST
		TL=0,463	LOF=0,758			
2D1	FL	TN=0,313	TDW=1,616		0,9907	$2D1^{1,46678}=4,8155FL$
2D2	FL	TN=0,313	TDW=1,723	VIF=2,19(FL)	0,9911	(F) 2D2=0,9207FL
	SX	TL=0,506	LOF=0,285	VIF=2,19(SX)		(M) 2D2=-1,295+0,9207FL
2D3	FL	TN=0,837	TDW=1,933		0,9893	2D3=0,952FL
		TL=0,334	LOF=0,788			
LD2	EST	TN=0,450	TDW=1,768		0,9882	LD2=0,009481EST
		TL=0,420	LOF=0,740			

TABELA 10: Equações de regressão linear sem intercepto

(conclusão)

Var. resp.	Var. pred.	Suposições		R ² pd.	Equação de Regressão
LP2	EST	TN=0,582 TL=0,292	TDW=1,844 LOF=0,975	0,9909	LP2=0,010878EST
3D1	FL SX	TN=0,632 TL=0,336	TDW=1,670 LOF=0,585	0,9968	(F) 3D1=1,1180FL (M) 3D1=-0,863+1,1180FL
3D2	FL	TN=0,042 TL=0,172	TDW=2,178 LOF=0,295	0,9921	3D2=1,0319FL
3D3	FL	TN=0,111 TL=0,449	TDW=2,097 LOF=0,753	0,9908	3D3=1,0037FL
LD3	EST	TN=0,886 TL=0,705	TDW=1,783 LOF=0,808	0,9889	LD3=0,009727EST
LP3	EST	TN=0,941 TL=0,292	TDW=1,951 LOF=0,827	0,9929	LP3=0,010954EST
4D1	FL	TN=0,154 TL=0,621	TDW=1,731 LOF=0,864	0,9956	4D1=1,072FL
4D2	FL	TN=0,069 TL=0,389	TDW=2,075 LOF=0,954	0,9912	4D2=0,947FL
4D3	FL	TN=0,146 TL=0,951	TDW=1,623 LOF=0,583	0,9878	4D3=0,881FL
LD4	EST	TN=0,922 TL=0,806	TDW=1,549 LOF=0,918	0,9883	LD4=0,008806EST
LP4	EST	TN=0,367 TL=0,434	TDW=1,757 LOF=0,998	0,9931	LP4=0,010263EST
5D1	FL	TN=0,563 TL=0,668	TDW=1,664 LOF=0,989	0,9957	5D1=0,973FL
5D2	EST	TN=0,209 TL=0,799	TDW=1,882 LOF=0,811	0,9860	5D2=0,010075EST
5D3	FL SX	TN=0,942 TL=0,844	TDW=1,706 LOF=0,761	0,9840	(F) 5D3=0,695FL (M) 5D3=-0,058+0,6953FL
LD5	EST	TN=0,209 TL=0,724	TDW=1,724 LOF=0,959	0,9856	LD5=0,008EST
LP5	FL	TN=0,788 TL=0,092	TDW=1,802 LOF=0,788	0,9879	LP5=0,611FL

Fonte: O autor (2021)

Assim como na regressão linear simples e múltipla, a TABELA 10 apresenta as equações de regressão sem intercepto, construídas pelo método *Stepwise* que determinou a quantidade de variáveis significativas que entraram no modelo. Em relação ao coeficiente de determinação predito, observa-se que todos os valores apresentaram valores extremamente superiores do que o modelo de regressão com intercepto, porém, conforme já apontado na literatura, à comparação de ambos os modelos deve ser feita pelo erro médio da previsão e não pelo R^2_{pd} .

Em relação às suposições, todas as equações de regressão tiveram as suposições de homocedasticidade, linearidade e multicolinearidade aceitas. Já a suposição de normalidade, apenas a equação 3D2 apresentou um p-valor do teste Anderson-Darling menor do que o nível de significância de 5%, o que indica que os resíduos não se ajustam a uma distribuição normal e que esta equação deve ser descartada.

Sobre a suposição de independência, as equações CM, 2D1 e LD4 apresentaram um valor de TDW fora dos intervalos de d_U , indicando a não aceitação da suposição de independência. Porém, de modo a tentar ajustar os dados para que a suposição de independência seja aceita, foi utilizada a transformação Box-Cox nas equações CM, 2D1 e LD4, e como resultado, obteve-se a aceitação de independência nas duas primeiras equações.

4.4 ANÁLISE DE REGRESSÃO DE COMPONENTES PRINCIPAIS

A construção do modelo de regressão de componentes principais foi feita conforme os passos de Manly e Alberto (2019). Sendo assim, primeiramente foram padronizadas as variáveis independentes estatura, comprimento do pé e largura do pé e, posteriormente calculada a matriz de correlação que é apresentada na TABELA 11.

TABELA 11: Matriz de correlação das variáveis independentes

	EST	FL	FB
EST	1	0,884	0,230
FL	0,884	1	0,430
FB	0,230	0,430	1

Fonte: O autor (2021)

Pela matriz de correlação, observou-se que as variáveis estatura e comprimento do pé apresentam forte correlação positiva, o que indica que estas variáveis podem ser transformadas em variáveis latentes não correlacionadas por meio de combinações lineares provenientes das componentes principais. A TABELA 12 apresenta as componentes principais, bem como seus autovalores e autovetores.

TABELA 12: Autovalores e autovetores da matriz de correlação para variáveis independentes

Componente	Autovalor	Variação explicada	Autovetores		
			FL	FB	EST
1	2,0862	0,695	0,669	0,398	0,628
2	0,8230	0,274	-0,153	0,900	-0,408
3	0,0909	0,030	-0,728	0,177	0,663

Fonte: O autor (2021)

A análise de componentes principais mostra que a primeira componente é a mais importante, pois explica 69,5% da variância total. Já as componentes 2 e 3 explicam respectivamente 27,4% e 3% da variância total. Em termos matemáticos, as componentes principais podem ser equacionadas da seguinte forma:

$$PC1 = 0,669FL + 0,398FB + 0,628EST$$

$$PC2 = -0,153FL + 0,900FB - 0,408EST$$

$$PC3 = -0,728FL + 0,177FB + 0,066EST$$

Os coeficientes das componentes principais podem ser descritos em forma matricial do tipo 3x3 e ao serem multiplicadas pelas variáveis originais padronizadas, se obtém os *scores* que são apresentados na TABELA 13.

TABELA 13: Scores das componentes principais

n	e1	e2	e3	n	e1	e2	e3
1	-2.159	1.168	-0.457	31	0.935	-1.215	-0.593
2	-3.382	0.108	-0.256	32	-0.348	-0.343	0.506
3	-2.269	0.901	0.092	33	-0.795	-1.191	0.528
4	0.552	0.546	-0.211	34	0.125	0.723	0.378
5	0.135	-0.209	0.328	35	0.695	0.327	0.051
6	1.53	1.396	0.679	36	1.688	-0.127	0.125
7	2.94	-1.862	-0.226	37	0.426	-0.568	-0.093
8	1.784	1.166	-0.312	38	-0.363	-1.263	-0.078
9	-0.616	0.083	0.001	39	-0.974	1.028	0.237
10	0.142	0.799	-0.047	40	2.699	-0.067	0.194
11	-1.173	0.862	-0.59	41	0.654	-0.155	-0.055
12	0.733	0.862	-0.112	42	2.185	0.197	0.006
13	-0.665	0.732	-0.01	43	1.537	-1.155	-0.137
14	-0.907	0.442	0.422	44	0.89	-1.816	-0.083
15	0.444	0.929	0.203	45	0.215	0.065	0.344
16	-0.707	0.994	-0.189	46	1.114	-0.58	0.542
17	0.643	-0.296	-0.375	47	-0.511	0.032	0.023
18	-0.724	0.227	0.04	48	-2.192	-1.56	0.254
19	-0.39	0.297	-0.006	49	1.787	1.35	0.331
20	0.093	-0.438	-0.002	50	-1.234	0.329	0.144
21	0.78	0.745	0.381	51	-0.557	-0.103	-0.246
22	0.773	1.836	0.145	52	0.22	-0.521	0.132
23	1.14	-0.944	0.217	53	0.486	-0.064	-0.144
24	-3.005	-0.75	0.61	54	1.209	0.727	-0.494
25	0.711	-0.753	0.208	55	-0.172	-0.935	-0.057
26	-1.944	-0.714	-0.374	56	-0.673	-1.657	-0.026
27	2.402	-0.331	-0.448	57	-3.059	0.458	-0.118
28	0.11	-0.362	-0.427	58	-1.532	0.413	-0.146
29	1.803	-0.658	-0.082	59	-1.018	-0.09	-0.333
30	0.696	2.173	-0.336	60	-2.906	-1.184	-0.056

Fonte: O autor (2021)

Os *scores* das componentes principais se tornam as novas variáveis independentes (preditoras) e com isso pode-se construir as equações de regressão de componentes principais para as variáveis da mão que são mostradas na TABELA 14. Assim como na regressão simples e múltipla, foi utilizado o método *Stepwise* para selecionar as melhores componentes que são significativas para a regressão e também são apresentados os valores dos testes para validação das suposições.

TABELA 14: Equações de regressão de componentes principais

(continua)

Var. resp.	Var. pred.	Suposições			R ² pd.	Equação de Regressão
CP	e1	TN=0,202	TDW=1,702		0,5343	CP=102,748+3,700e1
CM	e1	TN=0,882	TDW=1,700		0,6554	CM=178,759+6,769e1
LM	e1	TN=0,086	TDW=1,640		0,3816	LM=80,532+3,023e1
LMM	e1	TN=0,717	TDW=1,937		0,4464	LMM=104,290+4,732e1
LP	e1	TN=0,852	TDW=1,728		0,1654	LP=55,095+1,905e1
EM	e1	TN=0,550	TDW=2,095		0,1464	EM=16,525+0,531e1
EMM	e1	TN=0,250	TDW=1,827		0,0634	EMM=39,138+1,291e1
1D1	e1	TN=0,062	TDW=1,969		0,2970	1D1=33,316+0,872e1
1D3	e1	TN=0,118	TDW=1,823		0,0810	1D3=26,823+0,972e1
LD1	e1	TN=0,337	TDW=1,957		0,1371	LD1=19,333+0,631e1
2D1	e1	TN=0,606	TDW=1,631		0,2580	2D1=26,021+0,782e1
2D2	e1 e2	TN=0,810	TDW=1,796	VIF=1	0,2317	2D2=22,161+0,774e1-0,878e2
2D3	e1	TN=0,867	TDW=1,657		0,0319	2D3=22,976+0,519e1
LD2			-		-	-
LP2	e1	TN=0,926	TDW=1,828		0,1292	LP2=18,035+0,560e1
3D1	e1	TN=0,915	TDW=1,876		0,3457	3D1=27,297+0,849e1
3D2	e1 e2	TN=0,019	TDW=2,060	VIF=1	0,2295	3D2=25,593+0,891e1-0,823e2
3D3	e1	TN=0,113	TDW=1,907		0,1095	3D3=24,913+0,733e1
LD3	e2	TN=0,427	TDW=1,785		0,0080	LD3=16,139-0,534e2
LP3	e1	TN=0,448	TDW=1,806		0,1335	LP3=18,161+0,519e1
4D1	e1	TN=0,454	TDW=1,679		0,3223	4D1=26,609+0,864e1
4D2	e1	TN=0,041	TDW=2,088		0,1782	4D2=23,512+0,823e1
4D3	e1	TN=0,887	TDW=1,556		0,0142	4D3=21,904+0,433e1
LD4	e1 e2	TN=0,195	TDW=1,634	VIF=1	0,1018	LD4=14,605+0,288e1-0,641e2

TABELA 14: Equações de regressão de componentes principais

(conclusão)

Var. resp.	Var. pred.	Suposições			R ² pd.	Equação de Regressão
LP4	e1 e2	TN=0,386	TDW=1,819	VIF=1	0,2125	LP4=17,013+0,513e1-0,505e2
5D1	e1	TN=0,785	TDW=1,781		0,4029	5D1=24,147+0,0980e1
5D2	e1 e2	TN=0,185	TDW=1,918	VIF=1	0,1895	5D2=16,683+0,676e1-0,685e2
5D3	e1	TN=0,571	TDW=1,648		0,0112	5D3=17,242+0,377e1
LD5	e1 e2	TN=0,530	TDW=1,882	VIF=1	0,0230	LD5=13,355+0,297e1-0,540e2
LP5	e1	TN=0,806	TDW=1,897		0,0530	LP5=15,174+0,376e1

Fonte: O autor (2021)

Os resultados da análise de regressão de componentes principais mostrou que seis equações de regressão apresentaram um poder de predição (R^2_{pd}) superior do que o modelo de regressão linear simples e múltiplo, que foram CP, LM, EMM, 1D1, LD4 e 5D3. Em relação à seleção das componentes, o método *Stepwise* indicou que apenas a equação LD2 não se ajusta aos dados, pois nenhuma das componentes foi significativa para o modelo.

Sobre a suposição de independência, apenas a equação 4D3 teve a suposição rejeitada, pois o valor de TDW ficou fora do intervalo de independência $[d_U, 4-d_U]$ para $n = 60$ e $k = 1$. Em relação a normalidade dos resíduos, duas equações de regressão (3D2 e 4D2) apresentaram não-normalidade, pois os p-valoros do teste Anderson-Darling foram menores que o nível de significância. Já para a suposição de multicolinearidade, todas as equações compostas por duas componentes obtiveram um valor de VIF igual a 1 (baixa multicolinearidade). Em resumo, as equações 4D3, 3D2 e 4D2 foram descartadas por não atender todas as suposições.

4.5 ANÁLISE DE REGRESSÃO DE MÍNIMOS QUADRADOS PARCIAIS

Ao realizar a análise de regressão de mínimos quadrados parciais pelo Minitab, o pacote estatístico exibe as seguintes saídas: número ótimo de componentes, R^2 , R^2_{pd} , significância da regressão (p-valor), o valor de variância

explicada pelas variáveis preditoras e os coeficientes do modelo que são utilizados para construir as equações de regressão. Dessa forma, a TABELA 15 apresenta as equações de regressão de mínimos quadrados parciais, onde as variáveis preditoras foram FL, FB e EST.

TABELA 15: Equações de regressão de mínimos quadrados parciais

(continua)

Var. resp.	Var. pred.	Dados do modelo		Equação de Regressão
CP	FL	n° comp.: 1	R^2 : 0,5649	CP=11,574+1,567FL+1,222FB+0,023EST
	FB	p-valor: 0	$R^2_{pd.}$: 0,5296	
	EST	var. exp.: 0,694		
CM	FL	n° comp.: 3	R^2 : 0,7190	CM=21,989+5,783FL+0,055FB+0,007EST
	FB	p-valor: 0	$R^2_{pd.}$: 0,6840	
	EST	var. exp.: 1		
LM	FL	n° comp.: 1	R^2 : 0,4170	LM=5,778+1,274FL+0,933FB+0,020EST
	FB	p-valor: 0	$R^2_{pd.}$: 0,3780	
	EST	var. exp.: 0,694		
LMM	FL	n° comp.: 1	R^2 : 0,4970	LMM=-12,27+2,26FL+0,230FB+0,035EST
	FB	p-valor: 0	$R^2_{pd.}$: 0,4540	
	EST	var. exp.: 0,968		
LP	FL	n° comp.: 2	R^2 : 0,2660	LP=7,654+0,921FL-0,510FB+0,0180EST
	FB	p-valor: 0	$R^2_{pd.}$: 0,1850	
	EST	var. exp.: 0,969		
EM	FL	n° comp.: 1	R^2 : 0,2050	EM=3,148+0,329FL+0,112FB+0,003EST
	FB	p-valor: 0	$R^2_{pd.}$: 0,1480	
	EST	% var. exp.: 0,689		
EMM	FL	n° comp.: 1	R^2 : 0,1190	EMM=6,951+0,482FL+0,585FB+0,008EST
	FB	p-valor: 0,007	$R^2_{pd.}$: 0,0540	
	EST	var. exp.: 0,694		
1D1	FL	n° comp.: 1	R^2 : 0,3380	1D1=11,882+0,371FL+0,320FB+0,005EST
	FB	p-valor: 0	$R^2_{pd.}$: 0,2860	
	EST	var. exp.: 0,695		
1D3	FL	n° comp.: 1	R^2 : 0,1530	1D3=2,348+0,410FL+0,232FB+0,007EST
	FB	p-valor: 0,002	$R^2_{pd.}$: 0,0750	
	EST	var. exp.: 0,690		
LD1	FL	n° comp.: 1	R^2 : 0,1930	LD1=3,494+0,271FL+0,151FB+0,004EST
	FB	p-valor: 0	$R^2_{pd.}$: 0,1320	
	EST	var. exp.: 0,690		

TABELA 15: Equações de regressão de mínimos quadrados parciais

(continua)

Var. resp.	Var. pred.	Dados do modelo		Equação de Regressão
2D1	FL FB EST	n° comp.: 1 p-valor: 0 var. exp.: 0,692	R ² : 0,3070 R ² pd.: 0,2570	2D1=6,535+0,347FL+0,198FB+0,005EST
2D2	FL FB EST	n° comp.: 2 p-valor: 0 var. exp.: 0,968	R ² : 0,3120 R ² pd.: 0,2290	2D2=3+0,460FL-0,489FB+0,007EST
2D3	FL FB EST	n° comp.: 1 p-valor: 0,012 var. exp.: 0,687	R ² : 0,1040 R ² pd.: 0,0260	2D3=9,742+0,26FL+0,091FB+0,003EST
LD2	FL FB EST	n° comp.: 1 p-valor: 0,035 var. exp.: 0,671	R ² : 0,0740 R ² pd.: 0,0010	LD2=8,021+0,141FL+0,013FB+0,002EST
LP2	FL FB EST	n° comp.: 1 p-valor: 0 var. exp.: 0,689	R ² : 0,1920 R ² pd.: 0,1250	LP2=3,896+0,242FL+0,123FB+0,004EST
3D1	FL FB EST	n° comp.: 1 p-valor: 0 var. exp.: 0,692	R ² : 0,4050 R ² pd.: 0,3470	3D1=6,177+0,382FL+0,22FB+0,005EST
3D2	FL FB EST	n° comp.: 3 p-valor: 0 var. exp.: 1	R ² : 0,3390 R ² pd.: 0,2220	3D2=5,911+1,143FL-0,619FB-0,001EST
3D3	FL FB EST	n° comp.: 1 p-valor: 0,001 var. exp.: 0,694	R ² : 0,1720 R ² pd.: 0,0980	3D3=6,806+0,333FL+0,305FB+0,004EST
LD3	FL FB EST	n° comp.: 2 p-valor: 0,019 var. exp.: 0,969	R ² : 0,1300 R ² pd.: 0,0380	LD3=9,121+0,157FL-0,345FB+0,004EST
LP3	FL FB EST	n° comp.: 1 p-valor: 0 var. exp.: 0,681	R ² : 0,2190 R ² pd.: 0,1490	LP3=4,638+0,235FL+0,068FB+0,004EST
4D1	FL FB EST	n° comp.: 2 p-valor: 0 var. exp.: 0,966	R ² : 0,3980 R ² pd.: 0,3410	4D1=5,775+0,377FL+0,668FB+0,002EST

TABELA 15: Equações de regressão de mínimos quadrados parciais

(conclusão)

Var. resp.	Var. pred.	Dados do modelo		Equação de Regressão
4D2	FL	n° comp.: 1		
	FB	p-valor: 0	R ² : 0,2540	4D2=2,213+0,385FL+0,111FB+0,006EST
	EST	var. exp.: 0,682	R ² pd.: 0,1980	
4D3	FL	n° comp.: 1		
	FB	p-valor: 0,035	R ² : 0,0740	4D3=11,14+0,174FL+0,217FB+0,002EST
	EST	var. exp.: 0,691	R ² pd.: 0	
LD4	FL	n° comp.: 2		
	FB	p-valor: 0,003	R ² : 0,1870	LD4=7,317+0,191FL-0,439FB+0,004EST
	EST	var. exp.: 0,969	R ² pd.: 0,0980	
LP4	FL	n° comp.: 2		
	FB	p-valor: 0	R ² : 0,2860	LP4=4,225+0,266FL-0,328FB+0,005EST
	EST	var. exp.: 0,969	R ² pd.: 0,2090	
5D1	FL	n° comp.: 1		
	FB	p-valor: 0	R ² : 0,4430	5D1=0,015+0,427FL+0,323FB+0,006EST
	EST	var. exp.: 0,695	R ² pd.: 0,3990	
5D2	FL	n° comp.: 2		
	FB	p-valor: 0	R ² : 0,2590	5D2=-0,273+0,329FL-0,321FB+0,007EST
	EST	var. exp.: 0,969	R ² pd.: 0,1850	
5D3	FL	n° comp.: 1		
	FB	p-valor: 0,048	R ² : 0,0650	5D3=7,971+0,161FL+0,151FB+0,002EST
	EST	var. exp.: 0,695	R ² pd.: 0	
LD5	FL	n° comp.: 2		
	FB	p-valor: 0,009	R ² : 0,1510	LD5=5,934+0,196FL-0,356FB+0,003EST
	EST	var. exp.: 0,969	R ² pd.: 0,0600	
LP5	FL	n° comp.: 1		
	FB	p-valor: 0,007	R ² : 0,1180	LP5=2,303+0,179FL+0,037FB+0,003EST
	EST	var. exp.: 0,678	R ² pd.: 0,0520	

Fonte: O autor (2021)

Os resultados da construção dos modelos de regressão de mínimos quadrados parciais indicou que todas as equações de regressão são significativas no nível de significância de 5% (p-valor < 0,05).

Em relação ao poder de predição, a equação CM apresentou um R²pd. maior do que o modelo de regressão simples e o modelo de componentes principais.

Porém, para as equações 4D3 e 5D3 o modelo de mínimos quadrados parciais não é adequado para realizar previsões, pois os valores de R^2_{pd} foram nulos.

4.6 COMPARATIVO DOS MODELOS DE REGRESSÃO

A seleção do melhor modelo de regressão para cada variável da mão (variável resposta) foi feito de duas formas. Na primeira forma foi comparado o coeficiente de determinação predito das equações com intercepto (regressão simples e múltipla, de componentes principais e de mínimos quadrados parciais) e a decisão do melhor modelo foi com base no maior R^2_{pd} . Na segunda forma, foi realizado um teste de previsão com dados de 4 novos voluntários (2 do sexo masculino e 2 do sexo feminino) e em seguida, calculado o erro médio da previsão para cada modelo de regressão (com a inclusão do modelo sem intercepto). Dessa forma, o modelo de regressão selecionado foi o que obteve o menor erro médio de previsão.

4.6.1 Comparação com base no coeficiente de determinação predito

O QUADRO 8 apresenta a seleção do melhor modelo de regressão para a variável resposta com base no maior valor do coeficiente de determinação predito.

QUADRO 8: Modelo de regressão selecionado para cada variável da mão com base no coeficiente de determinação predito

Var. resp.	Modelo de regressão linear selecionado	R ² pd.	Var. resp.	Modelo de regressão linear selecionado	R ² pd.
CP	Componentes Principais	0,5343	3D1	Simples	0,3838
CM	Mínimos quadrados parciais	0,6840	3D2	Múltipla	0,2642
LM	Componentes Principais	0,3816	3D3	Simples	0,1335
LMM	Múltipla	0,5273	LD3	Simples	0,0779
LP	Múltipla	0,2306	LP3	Simples	0,2078
EM	Simples	0,1904	4D1	Múltipla	0,3519
EMM	Componentes Principais	0,0634	4D2	Simples	0,2026
1D1	Componentes Principais	0,2970	4D3	-	-
1D3	Simples	0,1092	LD4	Componentes Principais	0,1018
LD1	Simples	0,1378	LP4	Simples	0,2426
2D1	Simples	0,2707	5D1	Simples	0,4213
2D2	Múltipla	0,2767	5D2	Simples	0,2055
2D3	Simples	0,0619	5D3	Componentes Principais	0,0112
LD2	Simples	0,0993	LD5	Múltipla	0,2015
LP2	Simples	0,2216	LP5	Simples	0,1860

Fonte: O autor (2021)

De acordo com os resultados do QUADRO 8, apenas a equação 4D3 não teve nenhum modelo de regressão adequado, pois no modelo RS e PCR existe dependência dos resíduos e no modelo PLS nenhuma das variáveis preditora é significativa para o modelo.

Em relação às outras equações de regressão, a equação CM é a que possui o maior R²pd. com valor de 0,6840, seguido da equação CP com R²pd. = 0,5343 e em terceiro, a equação LMM com R²pd. = 0,5273.

Sobre os modelos de regressão selecionados para cada variável resposta, 16 equações foram do tipo RS, 6 equações do tipo PCR e RM e apenas uma equação do tipo PLS.

4.6.2 Comparação com base no erro médio absoluto da previsão

A TABELA 16 apresenta o modelo de regressão selecionado para cada variável da mão a partir do erro médio absoluto da previsão, que é calculado pela diferença em módulo entre o valor real e valor da previsão.

TABELA 16: Modelo de regressão selecionado para cada variável da mão com base no erro médio absoluto da previsão

Var.	Erro médio abs.	Erro médio abs.	Erro médio abs.	Erro médio abs.	Modelo
resp.	RS/RM (mm)	RTO (mm)	PCR (mm)	PLS (mm)	Selecionado
CP	4,25	4,53	3,23	3,38	PCR
CM	5,72	8,80	5,31	5,88	PCR
LM	2,45	4,48	3,92	3,53	PLS
LMM	6,25	6,45	6,29	6,21	PCR
LP	2,15	3,03	1,63	2,28	PCR
EM	1,01	1,32	0,93	1,48	PCR
EMM	3,35	5,78	5,11	4,12	RS
1D1	3,03	1,69	1,38	1,71	PCR
1D3	1,70	2,33	2,18	2,31	RS
LD1	1,79	1,97	1,49	1,00	PLS
2D1	0,48	0,46	0,61	0,67	RTO
2D2	1,18	1,65	2,18	1,94	RM
2D3	2,177	2,175	2,185	2,177	RTO
LD2	0,47	1,51	-	0,58	RS
LP2	0,45	1,37	0,79	0,59	RS
3D1	0,59	0,77	0,78	0,71	RS
3D2	0,84	0,91	1,21	1,17	RM
3D3	0,79	1,15	0,87	0,83	RS
LD3	0,87	1,68	1,12	1,17	RS
LP3	0,45	1,72	1,23	1,00	RS
4D1	1,47	1,30	1,08	1,90	PCR
4D2	0,880	0,887	0,812	0,825	RS
4D3	1,07	0,45	1,23	1,44	RTO
LD4	1,78	1,89	1,00	0,93	PLS
LP4	0,45	1,32	0,80	0,99	RS
5D1	0,64	0,75	1,01	0,53	PLS
5D2	1,93	1,80	2,09	1,19	PLS
5D3	1,35	0,85	1,37	1,49	RTO
LD5	0,75	1,65	1,20	0,94	RM
LP5	0,43	1,09	1,11	2,18	RS

Fonte: O autor (2021)

Os valores encontrados na TABELA 16 indicam que cada modelo de regressão selecionado é adequado para previsão de novos valores, pois os erros médios absolutos obtidos foram relativamente baixos, ou seja, no máximo 6,21 mm

de acordo com o maior erro médio encontrado para a variável LMM utilizando-se a Regressão de Mínimos Quadrados Parciais.

Sobre os modelos de regressão selecionados para cada variável resposta, 11 equações foram do tipo RS, 7 equações do tipo PCR, 5 equações do tipo PLS, 4 equações do tipo RTO e 3 equações do tipo RM. Dessa forma, a equação de regressão simples é a que aparece o maior número de vezes tanto na comparação do R^2_{pd} quanto na comparação do erro médio absoluto de previsão.

5 CONCLUSÃO

O objetivo principal deste trabalho foi comparar modelos analítico preditivos, aplicados na parametrização de uma prótese de mão para indivíduos que não possuem ambas as mãos, utilizando-se técnicas estatísticas multivariadas e um conjunto de dados composto de 60 voluntários (30 do sexo masculino e 30 do sexo feminino) presentes na região de Curitiba.

Na primeira parte desta pesquisa, realizou-se um levantamento bibliográfico para identificar quais seriam as variáveis preditoras para o modelo de parametrização, ou seja, quais características físicas possuem correlação com a mão. Dessa forma, foi encontrado que as variáveis mais correlacionadas com a mão eram a estatura e o comprimento e largura do pé, levando em conta o sexo e a idade. Também foi descoberto, por meio dos estudos na literatura, que na área de ciência forense se utiliza modelos de regressão simples e múltipla para descrever a relação existente entre as partes da mão e as características físicas, como a estatura e as dimensões do pé.

Diante desses estudos, se deu início a fase de coleta de dados, na qual foram recrutados 60 voluntários por meio de amostragem por conveniência e foram coletados desses indivíduos, a idade, a estatura e as dimensões da mão e do pé. Todos esses dados foram tratados estatisticamente, com a descrição e sumarização dos dados (estatística descritiva), teste de normalidade e análise de correlação.

A partir da análise estatística inicial dos dados, se iniciou a construção dos modelos de regressão, na qual primeiramente, foram construídos os modelos encontrados na literatura, que foram a regressão simples e múltipla, e posteriormente, montados outros tipos de regressão, como a regressão linear sem intercepto, a regressão de componentes principais e a de mínimos quadrados parciais, como tentativa de melhorar o poder preditivo e substituir as equações que foram rejeitadas devido ao não atendimento das suposições nos modelos de regressão simples e múltipla. Todos os modelos de regressão elaborados foram submetidos à análise de suposições, o que mostrou que nenhum modelo de regressão conseguiu atender às suposições para todas as equações de cada variável da mão. Como uma possível alternativa para este problema, se decidiu em eleger o melhor modelo de regressão para cada variável da mão e não o melhor modelo de regressão para todas as variáveis da mão.

Para a tomada de decisão do melhor modelo de regressão para cada variável da mão, foi utilizado duas formas de comparação, sendo que a primeira forma foi com base no coeficiente de determinação predito e a segunda forma por meio do cálculo do erro médio absoluto de previsão, utilizando-se 4 novos voluntários para o teste das equações de regressão.

Em relação à pergunta de pesquisa “Métodos estatísticos multivariados de regressão tornariam a parametrização da prótese de mão mais exata do que um modelo de regressão linear simples?” se conclui que para algumas variáveis da mão os modelos de regressão multivariados, como a linear múltipla, de componentes principais e de mínimos quadrados parciais são mais adequados do que o modelo univariado. No entanto, o modelo que foi o mais selecionado para descrever a variável resposta foi a regressão simples, com 16 equações eleitas com base no coeficiente de determinação predito e 11 equações designadas com base no erro médio absoluto da previsão. Já o segundo modelo mais selecionado foi a regressão de componentes principais, com 6 equações elegidas com base no R^2_{pd} . e 7 equações indicados de acordo com o erro médio absoluto da previsão.

Por fim, considera-se que esta pesquisa teve seu objetivo alcançado de forma satisfatória, visto que cada variável da mão obteve um modelo de regressão adequado para predição em termos de atendimento das suposições dos resíduos. Embora os modelos de regressão selecionados tenham apresentado baixos valores de R^2_{pd} ., o teste do modelo de regressão com novos indivíduos, por meio do cálculo do erro médio absoluto de previsão, obteve resultados aceitáveis de previsão, com valores variando entre 0,43 a 6,21 mm.

5.1 SUGESTÃO DE TRABALHOS FUTUROS

Com a conclusão do trabalho, existem sugestões de estudos adicionais, que podem contribuir com a melhoria dos modelos desenvolvidos:

- Utilização de outros métodos quantitativos de previsão, como as redes neurais artificiais e a regressão *clusterwise*;
- Exploração e inclusão de outras características físicas que tenham correlação com a mão, a fim de melhorar a exatidão dos modelos de regressão;

- Repetir o estudo com a adoção do método de medição indireta, como por exemplo, o escaneamento 3D, para a coleta dos dados antropométricos e em seguida, construir os modelos de regressão e comparar os resultados com o presente estudo;
- Aumentar o tamanho amostral para o teste do erro médio absoluto de previsão, a fim de verificar se haverá mudanças na escolha do melhor modelo de regressão.

REFERÊNCIAS

- AHMED, A. A. Estimation of stature from the upper limb measurements of Sudanese adults. **Forensic science international**, v. 228, n. 1-3, p. 178.e1-178.e7, 2013. Disponível em: <https://www-sciencedirect.ez22.periodicos.capes.gov.br/science/article/pii/S0379073813001424>. Acesso em: 1 nov. 2019. 10.1016/j.forsciint.2013.03.008.
- ASADUJJAMAN, M. D.; MOLLA, M. B. A.; AL NOMAN, S. N. Stature estimation from hand anthropometric measurements in Bangladeshi population. **Journal of forensic and legal medicine**, v. 65, p. 86-91, 2019. Disponível em: <https://www-sciencedirect.ez22.periodicos.capes.gov.br/science/article/pii/S1752928X1830413X?via%3Dihub>. Acesso em: 30 out. 19. <https://doi.org/10.1016/j.jflm.2019.05.006>.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 14159**: Calçados – determinação dos diferentes perfis para o mesmo número. Rio de Janeiro, maio 2008.
- AYALA, N.; BINSTED, G.; HEATH, M. Hand anthropometry and the limits of aperture separation determine the utility of Weber's law in grasping and manual estimation. **Experimental brain research**. v. 236, n. 8, p. 2439-2446, 2018.
- BEN AMOR, L.; LAHYANI, I.; JMAIEL, M. Data accuracy aware mobile healthcare applications. **Computers in industry**, v. 97, p. 54-66, 2018.
- BERSCH, R. **Introdução à tecnologia assistiva**. Assistiva: Porto Alegre, 2017.
- BILLOCK, J. N. Upper limb prosthetic terminal devices: Hands versus hooks. **Clin Prosthet Orthot**, v. 10, n. 2, p. 57–65, 1986.
- BLOHMKE, F. **Compêndio Otto Bock**: Prótese para o membro superior. Berlim: Schielle & Schon, 1994.
- BOCCOLINI F. **Reabilitação**: amputados, amputações e próteses. São Paulo: Robe Livraria e Editora, 2000.
- BRASIL. **Orientações para a coleta e análise de dados antropométricos em serviços de saúde**: Norma técnica do sistema de vigilância alimentar e nutricional. Brasília: Ministério da Saúde, 2011.
- BRASIL. **Portaria Interministerial nº 362, de 24 de outubro de 2012**. Dispõe sobre o limite de renda mensal dos tomadores de recursos nas operações de crédito para aquisição de bens e serviços de Tecnologia Assistiva destinados às pessoas com deficiência e sobre o rol dos bens e serviços. Diário Oficial da União, Brasília, DF, n. 207, 25 out. 2012. Seção 1, p. 44.
- BRYMAN, A. **Research methods and organization studies**. Londres: Unwin Hyman, 1989.

BURN, M. B.; TA, A.; GOGOLA, G. R. Three-dimensional printing of prosthetic hands for children. **The Journal of hand surgery**, Elsevier, v. 41, n. 5, p. 103-109, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jhsa.2016.02.008>. Acesso em 25 set. 2019.

BUSSAB, W. O.; MORETTIN, P. A. **Estatística Básica**, 9 ed. São Paulo: Saraiva, 2017.

CAKIT, E.; DURGUN, B.; CETIK, O. A neural network approach for assessing the relationship between grip strength and hand anthropometry. **Neural network world**, v. 25, n. 6, p. 603-622, 2015. Disponível em: <http://nnw.cz/doi/2015/NNW.2015.25.030.pdf>. Acesso em: 1 nov. 2019. 10.14311/NNW.2015.25.030.

CAMARGO, D. R. **Desenvolvimento do protótipo de uma prótese antropomórfica para membros superiores**. 2008. 186f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2008. Disponível em: <https://teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18151/tde-15102008-134653/pt-br.php>. Acesso em: 18 jan. 2020.

CARVALHO, G. L. **Proposta de um método de projeto de próteses de membros superiores com a utilização da engenharia e análise do valor**. 2004. 166. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2004. Disponível em: <https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3132/tde-12012006-103703/pt-br.php>. Acesso em: 16 jan. 2020.

CHIKHALKAR, B.; MANGAONKAR, A.; NANANDKAR, S.; PEDDAWAD, R. Estimation of stature from measurements of long bones, hand and foot dimensions. **Journal of Indian Academy of Forensic Medicine**, v.32, n. 4, p. 329-332, 2010. Disponível em: <http://medind.nic.in/jal/t10/i4/jalt10i4p329.pdf>. Acesso em: 18 nov. 2019.

CHILDRESS, D. S. Historical aspects of powered limb prostheses. **Clinical prosthetics and orthotics**, v. 9, n.1, p. 2-13, 1985.

COOK, A.; HUSSEY, S. **Assistive Technologies: Principles and Practice**. Missouri: Mosby, 1995.

COOPER, D. R.; SCHINDLER, P. S. **Métodos de pesquisa em administração**, 12 ed. Porto Alegre: AMGH, 2016.

COSTA NETO, P. L. O. **Estatística**, 3ed. São Paulo: Blucher, 2002.

CUNHA, F. L. **Mão de São Carlos, uma Prótese Multifunção para Membros Superiores**: Um Estudo dos Mecanismos, Atuadores e Sensores. 2002. 146 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2002. Disponível em: <https://teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18133/tde-13032006-124951/pt-br.php>. Acesso em: 11 jan. 2020.

DEVORE, J. L. **Probabilidade e estatística para engenharia e ciências**. São Paulo: Cengage Learning, 2014.

DIGITAL ENGINEERING 247. **Z Corporation Introduces Two New 3D Scanners**. 2009. Disponível em: <<https://www.digitalengineering247.com/article/z-corporation-introduces-two-new-3d-scanners>>. Acesso em: 31 ago. 2020.

DORCAS, D. S.; SCOTT, R. N. A tree-state myoelectric control. **Medical & Biological Engineering & Computing**, v. 4, p. 367-370, 1966.

DRAPER, N.; SMITH, H. **Applied regression analysis**, 2 ed. New York: John Wiley & Sons, 1981.

DRESCH, A.; LACERDA, D. P.; VALLE, J. A.; ANTUNES JUNIOR, J. A. V. **Design Science Research**: método de pesquisa avanço da ciência e tecnologia. Porto Alegre: Bookman, 2015.

EPSZTEJN, M.; SOUZA, C. G.; EPSZTEJN, R. **Evolução das próteses no Brasil**: Características da propriedade industrial. In: XXVIII ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 2008, Rio de Janeiro. Anais... Rio de Janeiro, 2008.

FALK, R. F.; MILLER, N. B. **A Primer for Soft Modeling**. Akron: University of Akron, 1992.

FARINHA, J. **A relação entre as medidas antropométricas faciais e a pressão de língua em jovens adultos**. 2015. 62 f. Dissertação (Mestrado em Terapia da Fala) – Departamento de Terapia da Fala, Escola Superior de Saúde de Alcoitão, 2015. Disponível em: <https://comum.rcaap.pt/bitstream/10400.26/9606/1/Dissesta%C3%A7%C3%A3o_JoanaFarinha_2012158.pdf>. Acesso em: 24 ago. 2020.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 4ed. São Paulo: Atlas, 1994.

_____. **Como elaborar projeto de pesquisa**. 6ed. São Paulo: Atlas, 2017.

GIRAUDET, G. **Iniciação à aparelhagem dos deficientes físicos**. São Paulo: Organização Andrei Editora, 1978.

GOHR, C. F.; SANTOS, L. C.; GONCALVES, A. M. C.; PINTO, N. O. **Um método para a revisão sistemática da literatura em pesquisas de engenharia de produção**. In: XXXIII ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 2013, Salvador. Anais... Salvador, 2013.

GONZÁLEZ-FERNÁNDEZ, M. Development of upper limb prostheses: current progress and areas for growth. **Archives of physical medicine and rehabilitation**, v. 95, n. 6, p. 1013–1014, 2014.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D. C. **Econometria Básica**, 5 ed. Porto alegre: AMGH Editora, 2011.

HAIR JR., J F.; BLACK, W. C.; BABIN, B. J.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L. **Análise multivariada de dados**, 6 ed. Porto Alegre: Bookman, 2009.

HERNIGOU, P. Ambroise Paré IV: The early history of artificial limbs (from robotic to prostheses). **International Orthopaedics**, v. 37, n. 6, p. 1195 – 1197, 2013. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00264-013-1884-7>. Acesso em: 28 dez. 2019. <https://doi.org/10.1007/s00264-013-1884-7>.

IBGE, **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**, Censo 2010. Disponível em: <http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/censo2010/resultados_preliminares_amostra/default_resultados_preliminares_amostra.shtm>. Acesso em: 28 set. 2019.

IIDA, I. **Ergonomia: Projeto e Produção**. 2 ed. São Paulo: Blucher, 2005.

ISCAN, M. Y.; STEYN, M. **The human skeleton in forensic medicine**. Springfield: Charles C. Thomas Publisher, 2013.

ISHAK, N. I.; HEMY, N.; FRANKLIN, D. Estimation of stature from hand and handprint dimensions in a Western Australian population. **Forensic science international**, v. 216, n. 1-3, p. 199.e1-199.e7, 2012a. Disponível em: <https://www.sciencedirect.ez22.periodicos.capes.gov.br/science/article/pii/S0379073811004579>. Acesso em: 1 nov. 2019. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2011.09.010>.

ISHAK, N. I.; HEMY, N.; FRANKLIN, D. Estimation of sex from hand and handprint dimensions in a Western Australian population. **Forensic science international**, v. 221, n. 1-3, p. 154.e1-154.e6, 2012b. Disponível em: <https://www.sciencedirect.ez22.periodicos.capes.gov.br/science/article/pii/S0379073812001831>. Acesso em: 1 nov. 2019. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2012.04.017>.

JEE, S. C.; BAHN, S.; YUN, M. H. Determination of sex from various hand dimensions of Koreans. **Forensic science international**, v. 257, p. 521.e1-521.e10, 2015. Disponível em: <https://www.sciencedirect.ez22.periodicos.capes.gov.br/science/article/pii/S0379073815004387>. Acesso em: 1 nov. 2019. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2015.10.014>.

JEE, S. C.; YUN, M. H. Estimation of stature from diversified hand anthropometric dimensions from Korean population. **Journal of forensic and legal medicine**, v. 35, p. 9-14, 2015. Disponível em: <https://www.sciencedirect.ez22.periodicos.capes.gov.br/science/article/pii/S1752928X15001250#tbl1>. Acesso em: 1 nov. 19. <https://doi.org/10.1016/j.jflm.2015.06.014>.

KANCHAN, T.; KRISHAN, K. Anthropometry of hand in sex determination of dismembered remains: a review of literature. **Journal of Forensic and Legal Medicine**, v. 18, n. 1, p. 14-17, jan. 2011. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1752928X1000185X?via%3Di%3Dhub>. Acesso em: 18 nov. 2019. <https://doi.org/10.1016/j.jflm.2010.11.013>.

KLEIN, A. A. **Aplicação da fotogrametria para a coleta de dados da antropometria da mão**. 2008. 129 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia

Mecânica) – Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2008. Disponível em: < <https://acervodigital.ufpr.br/handle/1884/32120> > . Acesso em: 13 ago. 2020.

KORKMAZ, M. et al. Evaluation of functionality in acquired and congenital upper extremity child amputees. **Acta orthopaedica et traumatologica turcica**, v. 46, n. 4, p. 262–268, 2012.

KOTTKE, F. J.; STILLWELL, G. K.; LEHMANN, J. F. **Tratado de Medicina Física e Reabilitação**. São Paulo: Editora Manoele, 1984.

LANDIM, P. M. B. **Análise estatística espacial de dados geológicos multivariados**. Texto didático. UNESP, 2006.

LINCK, C. **Fundamentos de metrologia**. 2 ed. Porto Alegre, SAGAH, 2017.

LUZ, F. A. O. **Dimensionamento de objeto real através de captura de imagens em sistemas digitais**. 2011. 87 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2011. Disponível em: <http://www.pgmec.ufpr.br/dissertacoes/dissertacao_122_francisco_antonio_olle_da_luz.pdf> . Acesso em: 11 ago. 2020.

MACHADO, J. F.; **Método Estatístico: Gestão da qualidade para melhoria contínua**, 1 Ed. São Paulo: Editora Saraiva, 2010

MAIA, B. A. **Parametrização dimensional, por modelo de regressão, de próteses de mão para crianças, confeccionadas por manufatura aditiva**. 2016. 77f. Dissertação (Mestrado em Modelagem e Otimização), Universidade Federal de Goiás, Catalão, 2016. Disponível em: <https://repositorio.bc.ufg.br/tede/handle/tede/6855>. Acesso em: 25 set. 2019.

MANLY, B. F. J.; ALBERTO, J. A. N. **Métodos estatísticos multivariados: uma introdução**. Porto alegre: Bookman , 2019.

MARQUES, J. M.; MARQUES M. A. M. **Estatística Básica para os Cursos de Engenharia**. Curitiba: Domínio do Saber, 2009.

MARTINS, R. A. Abordagens quantitativa e qualitativa. In: MIGUEL, P. A. C. (Ed.). **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. 2ed. Rio de Janeiro: Elsevier: ABEPRO, 2012.

MAYER, A. A végtagpótlás története a kezdetektől napjainkig. **Lege Artis Medicinae**, v. 18, n. 8 – 9, p. 637–640, 2008.

MERRILL, W. C.; FOX, K. A. **Estatística Econômica: Uma Introdução**. São Paulo: Atlas, 1977.

NASCIMENTO, F. P.; SOUZA, F. L. L. **Metodologia da pesquisa científica: teoria e prática – como elaborar TCC**. Brasília: Thesaurus Editora, 2015.

PAULIS, M. G. Estimation of stature from handprint dimensions in Egyptian population. **Journal of forensic and legal medicine**, v. 34, p. 55-61, 2015. Disponível em: <https://www-sciencedirect.ez22.periodicos.capes.gov.br/science/article/pii/S1752928X15000980>. Acesso em: 1 nov. 19. <https://doi.org/10.1016/j.jflm.2015.05.007>.

PHEASANT, S.; HASLEGRAVE, C. M. **Bodyspace**: anthropometry, ergonomics and the design of work, 3ed. Taylor & Francis, 2005.

PRAZERES, A.; MONTEIRO FILHO, C. R.; LAMEIRA, A.; RODRIGUES JUNIOR, J. L. Terapia Ocupacional e Desenvolvimento de um Protótipo de Prótese Funcional Elétrica economicamente viável em Impressão 3D. In: MEDOLA, F. O.; PASCHOARELLI, L. C. (Ed.). **Tecnologia Assistiva**: desenvolvimento e aplicações. Bauru: Canal 6 Editora, 2018.

PUTTI, V. Historical prostheses. **The Journal of Hand Surgery**: British & European Volume, v. 30, n. 3, p. 310–325, 2005.

RADABAUGH, M. P. NIDRR's Long Range Plan - Technology for Access and Function Research Section Two: NIDRR Research Agenda Chapter 5: TECHNOLOGY FOR ACCESS AND FUNCTION - http://www.ncddr.org/rpp/techaf/lrp_ov.html

RESNIK, L.; KLINGER, S. L.; ETTER, K. The deka arm: Its features, functionality, and evolution during the veterans affairs study to optimize the deka arm. **Prosthetics and orthotics international**, SAGE Publications, v. 38, n. 6, p. 492–504, 2014.

RIBEIRO, A. P.; TROMBINI-SOUZA, F.; IUNES, D. H.; MONTE-RASO, V. V. Confiabilidade inter e intra-examinador da fotopodometria e intra-examinador da fotopodoscopia. **Revista Brasileira de Fisioterapia**, São Carlos, v. 10, n. 4, p. 435-439, out./dez., 2006.

ROBINS, R. An old cornish hand. **The Journal of Hand Surgery**: British & European Volume, v. 9, n. 2, p. 199–200, 1984.

ROEDER, A. Z.; HOWARTH, J. L. L.; WILNER, L.; BALZER, P. S.; LUSSOLI, R. J. **Análise Econômica da aplicação de monofilamento de ABS e PLA no desenvolvimento de próteses com impressão 3D para membros superiores**. In: 4º Congresso Internacional de Desenvolvimento da Engenharia Industrial, 2017, Joinville. Anais... Joinville: UNISOCIESC, 2017.

RONGPI, D. I.; MONDAL, N. Estimation of Stature from Hand Dimension among Indigenous Karbi Tribal Population of Assam, Northeast India. **Journal of clinical and diagnostic research**, v. 13, n. 3, p. HC01-HC07, 2019. Disponível em: <http://eds-b-ebscohost.ez22.periodicos.capes.gov.br/eds/pdfviewer/pdfviewer?vid=1&sid=129572a6-df26-4edb-a05a-9354bf539221%40pdc-v-sessmgr02>. Acesso em 30 out. 19. 10.7860/JCDR/2019/38438.12720.

ROSTAMZADEH, S.; SAJJAD, S.; SAREMI, M.; TABATABAEI, S. Normative hand grip strenght and prediction models for Iranian office employees. **Work – A Journal of prevention assessment e heabilitation**, v. 62, n. 2, p. 233-241, 2019.

SAMPAIO, R. F.; MANCINI, M. C. Estudos de revisão sistemática: um guia para síntese criteriosa da evidência científica. **Revista Brasileira de Fisioterapia**, São Carlos, v. 11, n. 1, p. 83-59, jan./fev. 2007.

SAMPIERI, R. H.; COLLADO, C. F.; LUCIO, M. P. B. **Metodologia de pesquisa**. 5ed. Porto Alegre: Penso, 2013.

SCOTT, R. N.; PARKER, P. A. Myoelectric Prostheses: State of the Art. **Journal of Medical Engineering and Technology**, v. 12, n. 4, p. 143-151, jul./aug., 1988.

SILVA, M. A. F. **Métodos e técnicas de pesquisa**. 2ed. Curitiba: Ibpex, 2005.

SILVA, M. T. F. **Aspectos da correlação e regressão**. Belo Horizonte: Universidade de Minas Gerais, 1959.

SILVA, N. R. **Projeto de uma prótese mioelétrica de baixo custo manufaturada via impressão 3D**. 130f. Monografia (Graduação) – Escola Politécnica, Curso de Engenharia Mecânica, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2018.

SOUZA, F. G. **Criação de uma base de dados de mãos e estaturas e obtenção de modelos de regressão em antropometria forense**. 2016. 165f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Biomédica) – Universidade Federal do ABC, Santo André, 2016. Disponível em:

http://bdtd.ibict.br/vufind/Record/UFBC_202e570afc5f3085bbec1051ee301f06/Details. Acesso em: 17 nov. 19.

TOMASSELLI, A. M. G.; SILVA, J. F. C.; HASEGAWA, J. K.; GALO, M.; DAL POZ, A. P. Fotogrametria: aplicações a curta distância. In: MENEGUETE Jr. M.; ALVES, N. (Org.). **FTC 40 anos**, Perfil Científico – Educacional, p.147-159, 1999.

TORTORA, G. J.; NIELSEN, M. T. **Princípios da anatomia humana, 12º edição**. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 2017.

TRIOLA, M. F. **Introdução à estatística, 12 ed**. Rio de Janeiro, LTC, 2017.

TRS. **Multi-D**. Disponível em: <https://www.trsprosthetics.com/product/multi-d-terminal-hand/>. Acesso em: 14 jan. 2020.

TURRIONI, J. B.; MELLO, C. H. P. **Metodologia da pesquisa em engenharia de produção**: estratégias, métodos e técnicas para condução de pesquisas quantitativas e qualitativas. UNIFEI, 2012.

VAN DE GRAAFF, K. M. **Anatomia Humana, 6º edição**. São Paulo: Manole, 2003.

VERGARA, M.; AGOST, M. J.; GRACIA-IBANEZ, V. Dorsal and palmar aspect dimensions of hand anthropometry for designing hand tools and protections. **Human**

factors and ergonomics in manufacturing & service industries, v. 28, n. 1, p. 17-28, 2018. Disponível em: http://repositori.uji.es/xmlui/bitstream/handle/10234/169487/Vergara_2017_Dorsal.pdf;jsessionid=EB18F67F57E4DE24C6FEB249A6674298?sequence=1. Acesso em: 30 out. 19.

VINUTO, J. A. Amostragem em bola de neve a pesquisa qualitativa: Um debate em aberto. **Temáticas**, v.22, p. 203-220, 2014. Disponível em: <https://pdfs.semanticscholar.org/cd8e/3ecb215bf9ea6468624149a343f8a1fa8456.pdf>. Acesso em: 2 nov. 19.

WILSON, A. B. History of amputation surgery and prosthetics. In: BOWKER, H. K.; MICHAEL, J. W. (Ed.) **Prosthetics: Surgical, Prosthetic, and Rehabilitation Principles**. Rosemont: American Academy of Orthopedic Surgeons, 1992.

WOLD, S.; SJOSTROM, M.; ERIKSSON, L. PLS-regression: a basic tool of chemometrics. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, v. 58, p. 109-130, 2001.

WONJOON, K. A comparative study on the statistical modelling for the estimation of stature in Korean adults using hand measurements. **Anthropologischer anzeiger**, v. 76, n. 1, p. 57-67, 2019.

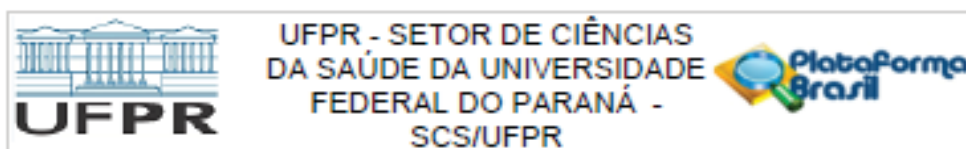
WONJOON, K.; KIM, W. M.; YUN, M. H. Estimation of stature from hand and foot dimensions in a Korean population. **Journal of forensic and legal medicine**, v. 55, p. 87-92, 2018. Disponível em: <https://www-sciencedirect.ez22.periodicos.capes.gov.br/science/article/pii/S1752928X18300271>. Acesso em: 30 out. 19. <https://doi.org/10.1016/j.jflm.2018.02.011>.

ZUNIGA, J.; KATSAVELIS, D.; PECK, J.; STOLLBERG, J.; PETRYKOWSKI, M.; CARSON, A.; FERNANDEZ, C. Cyborg beast: a low-cost 3d-printed prosthetic hand for children with upper-limb differences. **BMC research notes**, Springer, v. 8, n. 1, p. 1-9, 2015.

ANEXO 1 – TABELA DURBIN-WATSON

Durbin-Watson Statistic: 5 Per Cent Significance Po												
n	k'=1		k'=2		k'=3		k'=4		k'=5		k'=6	
	dL	dU	dL	dU	dL	dU	dL	dU	dL	dU	dL	dU
6	0.610	1.400	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----
7	0.700	1.356	0.467	1.896	----	----	----	----	----	----	----	----
8	0.763	1.332	0.559	1.777	0.367	2.287	----	----	----	----	----	----
9	0.824	1.320	0.629	1.699	0.455	2.128	0.296	2.388	----	----	----	----
10	0.879	1.320	0.697	1.641	0.525	2.016	0.376	2.414	0.243	2.822	----	----
11	0.927	1.324	0.758	1.604	0.595	1.928	0.444	2.283	0.315	2.645	0.203	3.004
12	0.971	1.331	0.812	1.579	0.658	1.864	0.512	2.177	0.380	2.506	0.268	2.832
13	1.010	1.340	0.861	1.562	0.715	1.816	0.574	2.094	0.444	2.390	0.328	2.692
14	1.045	1.350	0.905	1.551	0.767	1.779	0.632	2.030	0.505	2.296	0.389	2.572
15	1.077	1.361	0.946	1.543	0.814	1.750	0.685	1.977	0.562	2.220	0.447	2.471
16	1.106	1.371	0.982	1.539	0.857	1.728	0.734	1.935	0.615	2.157	0.502	2.388
17	1.133	1.381	1.015	1.536	0.897	1.710	0.779	1.900	0.664	2.104	0.554	2.318
18	1.158	1.391	1.046	1.535	0.933	1.696	0.820	1.872	0.710	2.060	0.603	2.258
19	1.180	1.401	1.074	1.536	0.967	1.685	0.859	1.848	0.752	2.023	0.649	2.206
20	1.201	1.411	1.100	1.537	0.998	1.676	0.894	1.828	0.792	1.991	0.691	2.162
21	1.221	1.420	1.125	1.538	1.026	1.669	0.927	1.812	0.829	1.964	0.731	2.124
22	1.239	1.429	1.147	1.541	1.053	1.664	0.958	1.797	0.863	1.940	0.769	2.090
23	1.257	1.437	1.168	1.543	1.078	1.660	0.986	1.785	0.895	1.920	0.804	2.061
24	1.273	1.446	1.188	1.546	1.101	1.656	1.013	1.775	0.925	1.902	0.837	2.035
25	1.288	1.454	1.206	1.550	1.123	1.654	1.038	1.767	0.953	1.886	0.868	2.013
26	1.302	1.461	1.224	1.553	1.143	1.652	1.062	1.759	0.979	1.873	0.897	1.992
27	1.316	1.469	1.240	1.556	1.162	1.651	1.084	1.753	1.004	1.861	0.925	1.974
28	1.328	1.476	1.255	1.560	1.181	1.650	1.104	1.747	1.028	1.850	0.951	1.959
29	1.341	1.483	1.270	1.563	1.198	1.650	1.124	1.743	1.050	1.841	0.975	1.944
30	1.352	1.489	1.284	1.567	1.214	1.650	1.143	1.739	1.071	1.833	0.998	1.931
31	1.363	1.496	1.297	1.570	1.229	1.650	1.160	1.735	1.090	1.825	1.020	1.920
32	1.373	1.502	1.309	1.574	1.244	1.650	1.177	1.732	1.109	1.819	1.041	1.909
33	1.383	1.508	1.321	1.577	1.258	1.651	1.193	1.730	1.127	1.813	1.061	1.900
34	1.393	1.514	1.333	1.580	1.271	1.652	1.208	1.728	1.144	1.808	1.079	1.891
35	1.402	1.519	1.343	1.584	1.283	1.653	1.222	1.726	1.160	1.803	1.097	1.884
36	1.411	1.525	1.354	1.587	1.295	1.654	1.236	1.724	1.175	1.799	1.114	1.876
37	1.419	1.530	1.364	1.590	1.307	1.655	1.249	1.723	1.190	1.795	1.131	1.870
38	1.427	1.535	1.373	1.594	1.318	1.656	1.261	1.722	1.204	1.792	1.146	1.864
39	1.435	1.540	1.382	1.597	1.328	1.658	1.273	1.722	1.218	1.789	1.161	1.859
40	1.442	1.544	1.391	1.600	1.338	1.659	1.285	1.721	1.230	1.786	1.175	1.854
45	1.475	1.566	1.430	1.615	1.383	1.666	1.336	1.720	1.287	1.776	1.238	1.835
50	1.503	1.585	1.462	1.628	1.421	1.674	1.378	1.721	1.335	1.771	1.291	1.822
55	1.528	1.601	1.490	1.641	1.452	1.681	1.414	1.724	1.374	1.768	1.334	1.814
60	1.549	1.616	1.514	1.652	1.480	1.689	1.444	1.727	1.408	1.767	1.372	1.808
65	1.567	1.629	1.536	1.662	1.503	1.696	1.471	1.731	1.438	1.767	1.404	1.805
70	1.583	1.641	1.554	1.672	1.525	1.703	1.494	1.735	1.464	1.768	1.433	1.802
75	1.598	1.652	1.571	1.680	1.543	1.709	1.515	1.739	1.487	1.770	1.458	1.801
80	1.611	1.662	1.586	1.688	1.560	1.715	1.534	1.743	1.507	1.772	1.480	1.801
85	1.624	1.671	1.600	1.696	1.575	1.721	1.550	1.747	1.525	1.774	1.500	1.801
90	1.635	1.679	1.612	1.703	1.589	1.726	1.566	1.751	1.542	1.776	1.518	1.801
95	1.645	1.687	1.623	1.709	1.602	1.732	1.579	1.755	1.557	1.778	1.535	1.802
100	1.654	1.694	1.634	1.715	1.613	1.736	1.592	1.758	1.571	1.780	1.550	1.803
150	1.720	1.747	1.706	1.760	1.693	1.774	1.679	1.788	1.665	1.802	1.651	1.817
200	1.758	1.779	1.748	1.789	1.738	1.799	1.728	1.809	1.718	1.820	1.707	1.831

ANEXO 2 – PARECER DO COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA



PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: APLICAÇÃO DE ANÁLISE ESTATÍSTICA MULTIVARIADA PARA PARAMETRIZAÇÃO DIMENSIONAL DE PRÓTESES DE MÃO

Pesquisador: MARCOS AUGUSTO MENDES MARQUES

Área Temática:

Versão: 2

CAAE: 39597020.0.0000.0102

Instituição Proponente: Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção - PPGE

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 4.455.458

Apresentação do Projeto:

O projeto em análise ética tem como título: "APLICAÇÃO DE ANÁLISE ESTATÍSTICA MULTIVARIADA PARA PARAMETRIZAÇÃO DIMENSIONAL DE PRÓTESES DE MÃO" sob responsabilidade do Prof. Dr. Marcos Augusto Mendes Marques do Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção - PPGE.

Como membro da pesquisa foi citado Thiago Shoji Ohi Tamachiro.

Projeto a ser desenvolvido entre dezembro de 2020 a julho de 2021.

Objetivo da Pesquisa:

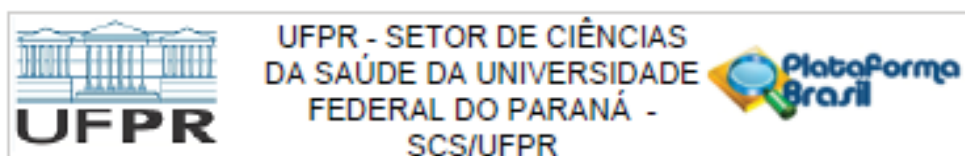
Segundo o pesquisador, são objetivos do projeto:

*Objetivo Primário:

Dimensionar uma prótese de mão a partir de técnicas estatísticas multivariadas.

Objetivo Secundário:

Endereço: Rua Padre Camargo, 285 - 1º andar
 Bairro: Alto da Glória CEP: 80.060-240
 UF: PR Município: CURITIBA
 Telefone: (41)3360-7259 E-mail: cometica.saude@ufpr.br



Continuação do Parecer: 4.455.450

Selecionar as variáveis antropométricas que podem apresentar relação com o tamanho da mão;

Escolher as técnicas estatísticas de predição adequadas ao trabalho;

Criar base de dados antropométricos das amostras;

Montar o modelo de parametrização de próteses de mão."

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

De acordo com o pesquisador, são riscos e benefícios:

Riscos:

A pesquisa apresenta riscos mínimos aos participantes e é de caráter não-invasivo. Os riscos inerentes ou decorrentes da pesquisa aos participantes podem estar relacionados a desconforto durante as medições antropométricas, desconforto visual com a luz do scanner, e contágio de vírus e bactérias devido ao compartilhamento dos instrumentos de coleta de dados. As medidas a serem tomadas para minimizar os riscos e garantir a proteção do participante da pesquisa, será orientar o aluno para que durante a coleta de dados, ele mantenha postura correta, não se movimentar e evitar contato visual com a luz do scanner. Para evitar o contágio de vírus e bactérias, os instrumentos de coleta de dados, como o scanner e a régua antropométrica, serão higienizados após o uso de cada participante. Também será disponibilizado, no local da pesquisa, gel antisséptico para desinfetar a mão dos participantes e pesquisadores.

Benefícios:

Esta pesquisa almeja o desenvolvimento de um modelo para parametrização dimensional de próteses de mão para crianças e adolescentes baseada em abordagens estatísticas multivariadas. Com tal dispositivo, pretende-se gerar recomendações mais precisas referentes ao correto dimensionamento de todas as variáveis envolvidas para construção de uma prótese, gerando assim melhores tomadas de decisão ao fabricante e benefícios ao usuário, fornecendo um produto adequado as suas características físicas."

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

Serão convidados funcionários e estudantes de uma instituição de ensino superior com idade entre 18 a 50 anos.

Serão coletadas as variáveis antropométricas da mão e as características humanas desses indivíduos e estes dados servirão de base para a realização das inferências estatísticas para que

Endereço: Rua Pedro Camargo, 265 - 1º andar

Bairro: Alto da Glória

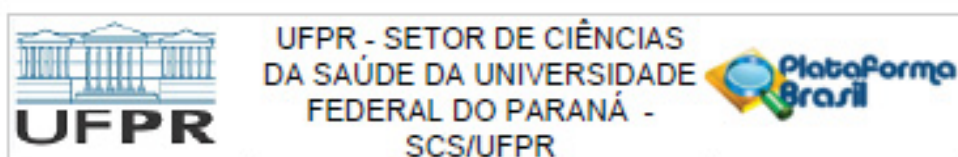
CEP: 80.060-240

UF: PR

Município: CURITIBA

Telefone: (41)3380-7259

E-mail: cometica.saude@ufpr.br



Continuação do Parecer: 4.405.458

um modelo matemático para prever o tamanho adequado de uma prótese de mão possa ser criado.

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

Todos os termos foram apresentados.

Recomendações:

Não há.

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

O projeto atende a todos os preceitos éticos e, portanto, tem a aprovação por este comitê de ética em pesquisa envolvendo humanos.

Favor inserir em seu TCLE e TALE o número do CAAE e o número do Parecer de aprovação, para que possa aplicar aos participantes de sua pesquisa, conforme decisão da Coordenação do CEP/SD de 13 de julho de 2020.

Após o isolamento, retomaremos a obrigatoriedade do carimbo e assinatura nos termos.

Qualquer dúvida, retornar e-mail ou pelo WhatsApp 41-3360-7259.

Considerações Finais a critério do CEP:

Solicitamos que sejam apresentados a este CEP, relatórios semestrais e final, sobre o andamento da pesquisa, bem como informações relativas às modificações do protocolo, cancelamento, encerramento e destino dos conhecimentos obtidos, através da Plataforma Brasil - no modo: NOTIFICAÇÃO. Demais alterações e prorrogação de prazo devem ser enviadas no modo EMENDA. Lembrando que o cronograma de execução da pesquisa deve ser atualizado no sistema Plataforma Brasil antes de enviar solicitação de prorrogação de prazo.

Emenda – ver modelo de carta em nossa página: www.cometica.ufpr.br (obrigatório envio)

Este parecer foi elaborado baseado nos documentos abaixo relacionados:

Tipo Documento	Arquivo	Postagem	Autor	Situação
Informações Básicas do Projeto	PB_INFORMAÇÕES_BÁSICAS_DO_P ROJETO_1526199.pdf	04/12/2020 18:37:05		Aceito

Endereço: Rua Pedro Camargo, 285 - 1º andar

Bairro: Alto da Glória

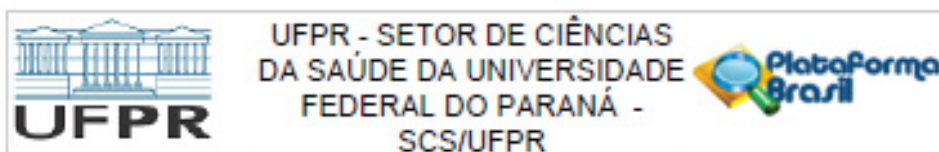
CEP: 80.060-240

UF: PR

Município: CURITIBA

Telefone: (41)3360-7259

E-mail: cometica.saude@ufpr.br



Continuação do Parecer: 4.455.458

Outros	CARTASIMPLES.docx	04/12/2020 18:34:45	Thiago shoji obi tamachiro	Acelto
TCLE / Termos de Assentimento / Justificativa de Ausência	TCLE_corrigido.docx	04/12/2020 18:32:43	Thiago shoji obi tamachiro	Acelto
Projeto Detalhado / Brochura Investigador	PROJETO_DE_PESQUISA.docx	26/10/2020 10:51:43	MARCOS AUGUSTO MENDES MARQUES	Acelto
Folha de Rosto	Folha_de_rosto.pdf	13/05/2020 17:30:07	MARCOS AUGUSTO MENDES MARQUES	Acelto

Situação do Parecer:

Aprovado

Necessita Apreciação da CONEP:

Não

CURITIBA, 15 de Dezembro de 2020

Assinado por:
IDA CRISTINA GUBERT
(Coordenador(a))

Endereço: Rua Pedro Camargo, 285 - 1º andar
Bairro: Alto da Glória CEP: 80.060-240
UF: PR Município: CURITIBA
Telefone: (41)3360-7259 E-mail: cometica.saude@ufpr.br

Página 04 de 04